

学校代码： 1 0 2 6 4
研究生学号： M160551783

上海海洋大学

硕士学位论文

题 目： 基于图像成像模型的水下图像增强方法研究

英文题目： Research on Underwater Image Enhancement
Methods Based on Image Formation Model

专 业： 计算机技术

研究方向： 水下图像增强及复原

姓 名： 王龑

指导教师： 魏泉苗

二〇一九年五月

上海海洋大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：我恪守学术道德，崇尚严谨学风。所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经明确注明和引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品及成果的内容。论文为本人亲自撰写，我对所写的内容负责，并完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者签名：

日期： 年 月 日

上海海洋大学学位论文版权使用授权书

学位论文作者完全了解学校有关保留、使用学位论文的规定，同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅或借阅。本人授权上海海洋大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存和汇编本学位论文。

保密 ， 在 年解密后适用本版权书。

本学位论文属于

不保密

学位论文作者签名：

指导教师签名：

日期： 年 月 日

日期： 年 月 日

上海海洋大学硕士学位论文

答辩委员会成员名单

姓名	工作单位	职称	备注
刘国华	东华大学	教授	主席
宋巍	上海海洋大学	教授	委员
贺琪	上海海洋大学	副教授	委员
魏立斐	上海海洋大学	副教授	委员
张明华	上海海洋大学	副教授	秘书
答辩地点	信息学院 205	答辩日期	2019.5.16

基于图像成像模型的水下图像增强方法研究

摘要

水下考古、水下环境保护、水下地形扫描和水下自主航行等水下活动都离不开水下视觉技术的支撑，获得清晰的水下图像对于海洋探索起到关键作用。水下图像的成像过程与户外图像的成像过程存在较大差异。由于不同波长的光在水中传播时的选择性衰减，及水下复杂环境中的光线散射、人工光源等问题，导致水下图像呈现偏色、模糊、能见度低等现象。针对水下图像的增强方法分为两类：基于像素重分布的图像增强和基于图像成像模型（Image Formation Model, IFM）的图像复原。前者忽略水下图像的成像模型而关注于直方图动态范围的变换，后者的难点在于正确地估计复原参数：红绿蓝（Red-Green-Blue, R-G-B）通道的背景光（Background Light, BL）和透射率（Transmission Maps, TMs）。为了复原、增强多种类型的水下图像，本文从多个角度考虑，逐级深入地提出三种有效的水下图像增强方法，并将目前主流方法进行综合性比较，指明水下图像增强方法的研究方向，本文贡献如下：

(1) 兼顾基于像素重分布图像增强的简单性和基于 IFM 图像复原的有效性，本文提出了在不同颜色模型下相对全局直方图拉伸（Relative Global Histogram Stretching, RGHS）的水下图像增强方法。首先，本文基于灰度世界理论对图像进行预处理；然后，根据 RGB 通道的分布特性及光线在水中传播时的选择性衰减原理，在 RGB 颜色模型对三通道采用自适应直方图拉伸；最后，为了提高图像的对比度、饱和度和亮度，将图像转换到 CIE-Lab 颜色模型，并对亮度和颜色两个分量分别进行线性和曲线自适应拉伸优化。本文方法避免基于像素值重分布的盲目增强，而是根据水下图像的分布特性提高图像视觉效果、保留有效的信息。

(2) 为了能得到场景到相机的真实距离，提高 RGHS 增强结果的真实性，基于 IFM 的水下图像复原方法使用先验知识估计两个光学参数：背景光（BL）和透射率（TMs）。现有的 BL 估计方法只考虑水下图像的某种属性，对不同环境下水下图像的背景光估计缺乏适用性。直接使用暗通道先验（Dark Channel Prior, DCP）估计水下图像的透射率容易造成错误结果。针对以上问题，提出了结合背景光融合和新水下暗通道先验的图像复原。改进基于 DCP、基于四叉树和基于最大像素先验（Maximum Intensity Prior, MIP）三种 BL 估计方法，并结合整幅图像中亮度对 BL 估计的影响，提出一种有效的多个候选背景光融合方法。通过统计分析多幅高

质量水下图像的直方图分布特性，提出新水下暗通道先验（New Underwater DCP, NUDCP），可以更准确地估计 RGB 通道的透射率。最后，为进一步均衡化复原图像，在 CIE-Lab 颜色模型下对 L 亮度分量和 a, b 色彩分量分别进行标准归一化变换和优化调整。实验结果表明通过改进 BL 估计方法和 TM 估计方法在多种水下场景下都达到良好的复原效果。

(3) 从实时性和鲁棒性出发，提出了一种快速的 BL 估计统计模型和有效的透射率优化器。为了获得参考背景点，本文首次建立包含 500 个人为标注背景光（Manually Annotated Background Lights, MABLs）的数据集，然后考虑 MABLs 与水下图像直方图分布的关联，分别建立 GB 通道的线性 BL 估计模型和 R 通道的非线性 BL 估计模型。由于基于 NUDCP 的 TM 估计方法对存在人工光源的水下图像的估计精度不高，提出基于水下光线衰减先验（Underwater Light Attenuation Prior, ULAP）的水下场景深度地图和修正反向饱和度地图（Adjusted Reversed Saturation Map, ARSM）估计方法，并用以补偿和精化由 NUDCP 获得的粗糙 TMs。最后，使用一种改进的白平衡提高复原图像的对比度和色度。实验结果表明，相比于现有的 BL 估计模型，本文提出的统计性 BL 估计模型可以更快速、更精确地估计背景光；透射率优化器可以调整基于 NUDCP 估计的 TM 中存在的错误区域，提高 TM 估计方法的鲁棒性；基于本文方法得到的 BL 和 TMs 在图像复原结果和效率上比目前主流方法更佳。

(4) 为了验证不同 BL 估计模型、TM 估计模型和水下图像增强模型应用于水下图像时的有效性，本文选用分辨率为 600×400 像素的多种类型的水下图像作为实验数据，开展了水下图像增强的综合评价。首先，本文总结了基于 IFM 的水下图像复原方法中 BL 和 TM 估计方法及对应的先验性，然后通过主观性能分析和客观性能分析综合评价多个 BL 和 TM 估计方法的性能及先验知识对估计结果的影响，最后将本文所提出的三种增强方法与近十年来的十种主流方法进行了全面比较。本文研究成果有助于理解水下图像增强方法的优缺点和探究影响水下图像增强结果的因素，为水下图像的低层视觉增强提供了理论支撑，具有辅助海洋信息分析与挖掘的实际应用价值。

关键词：图像成像模型，水下图像增强，水下图像复原，背景光估计，选择性衰减，透射率估计

Research on Underwater Image Enhancement Methods Based on Image Formation Model

ABSTRACT

Underwater archaeology, underwater environment protection, underwater terrain scanning and underwater autonomous navigation, etc., other underwater activities inseparable from the support of underwater visual technology, obtaining clear underwater images plays a key role in ocean exploration. There are distinguished difference between imaging processing under the water and land. Due to the selective attenuation of light with different wavelengths propagating underwater, the light scattering and artificial light source under the complex underwater environment, etc., problems, underwater images present blurring, color cast and low visibility, etc., phenomena. There are two kinds of image enhancement methods for underwater images: image enhancement based on the pixel redistribution and image restoration based on the image formation model (IFM). The former methods focus on transforming the dynamic range of the histogram ignoring the physical model of underwater images, the latter methods have difficulty in correctly estimating the restoration parameters: the background light (BL) and transmission maps (TMs) of red, green and blue (R-G-B) channels. For the purpose of restoring and enhancing diverse types of underwater images, this paper sequentially proposes three effective underwater image enhancement (UIE) methods from multiple perspectives, and comprehensive comparisons of the current mainstream methods indicate the future research direction for UIE methods. The contributions are as follows:

(1) For the sake of the simplicity of redistribution-based image enhancement and the effectiveness of the IFM-based image restoration, this paper proposed UIE based on the relative global histogram stretching (RGHS) in different color models. Firstly, the paper pre-processes underwater images based on the theory of Gray-World; and then employs adaptive histogram stretching in the RGB color space according to distribution characteristics of RGB channels and selective attenuation of light propagation under the water; Finally, in order to improve the contrast, saturation and brightness of the image, converting to the CIE-Lab color space, and the brightness and color components are operated as linear and curve adaptive stretching optimization, respectively. Our proposed method avoids the blind enhancement based on the redistribution of pixel values, but improves the visual effect of the image on account of underwater image characteristics and retains available information.

(2) In order to obtain the real distance between the scene and the camera, and improve the natureness of results enhanced by RGHS, IFM-based underwater image restoration methods mainly use prior knowledge to estimate two optical parameters: BL and TMs. The existing BL estimation methods only consider single property of underwater images, and are not applicable for estimating BLs of underwater images under different environments. Dark Channel Prior (DCP) is directly utilized to estimate TMs of underwater images, which often leads to wrong results. In view of the above problems, combining image restoration based on BL fusion and new underwater DCP (NUDCP) with color balancing for UIE is proposed. Improving DCP-based, quadtree-based and MIP-based BL estimation methods and in connection with the influence of brightness on the BL estimation in the whole image, an effective multiple candidate BL fusion method is proposed. NUDCP is proposed through the statistics and analysis of hisgrom distribution characteristics of several high-quality underwater images, which is used to estimate more accurate TMs of RGB channels. In order to equalize the recovered image, the L brightness component and a, b color components are operated by standard normalization transformation and optimized adjustment, respectively in the CIE-Lab color model. Experiment results show that improved BL estimation and TM estimation methods can achieve satisfied restoration effects under various types of underwater scenarios.

(3) Taking real-time and robust capabilities into consideration, a rapid statistical BL estimation model and an effective TM optimizer are proposed. To obtain reference BLs, a database containing of 500 manually annotated BLs (MABLs) is firstly established, and then considering the correlation between MABLs and the histogram distributions of underwater images, the linear and non-linear BL estimation models of G-B channels and R channel are built, respectively. Because NUDCP-based TM estimation method has a low estimated accuracy for underwater images with the artificial light, the underwater scene depth map based on the underwater light attenuation prior (ULAP), and adjusted reversed saturation map (ARSM) are applied to compensate and correct rough TMs, respectively. Finally, an improved white balance is used to improve the contrast and chroma of the restored image. The experiment results demonstrate that our proposed statistical BL estimation model can estimate the BL more quickly and accurately in contrast with the existing BL estimation methods. The TM optimizer can adjust error regions of TMs estimated based on the NUDCP, and heighten the robustness of the TM estimation. BL and TMs obtained by the proposed method are better than that obtained by state-of-the-art methods in terms of results and efficiency of image restoration.

(4) In order to verify the effectiveness of different BL estimation models, TM

estimation models and UIE models in the application of underwater images, this paper selects varieties of underwater images with a resolution of 600×400 pixels as experimental data to carry out comprehensive comparisons of UIE methods. First of all, this paper summarizes BL and TM estimation methods and the corresponding prior employed in IFM-based underwater image restoration methods, and then implement objective and subjective evaluation of performance of multiple BL and TM estimation methods and effects of the prior knowledge on the estimated results, finally, compare our proposed three enhancement methods with ten kinds of mainstream methods for recent ten years. Our research results can contribute to understanding advantages and shortcomings of UIE methods and exploring the factors that affect the results of UIE, and provide theoretical support for the low-level visual enhancement of underwater images and have practical application value of auxiliary marine information analysis and mining.

KEY WORDS: image formation model, underwater image enhancement, underwater image restoration, background light estimation, selective attenuation, transmission map estimation

目 录

摘 要	I
ABSTRACT	III
目 录	VI
第一章 绪论	1
1.1 研究背景及意义	1
1.2 国内外研究现状	1
1.2.1 基于非物理模型的水下图像增强	2
1.2.2 基于物理模型的水下图像复原	5
1.3 论文主要工作	7
1.4 论文组织结构	8
第二章 水下图像增强的理论基础	11
2.1 水下图像成像模型	11
2.1.1 经典的图像成像模型	11
2.1.2 简化的图像成像模型	13
2.2 水下图像增强的经典方法	13
2.2.1 直方图滑动拉伸	14
2.2.2 基于融合的水下图像增强方法	14
2.2.3 基于瑞利分布的直方图拉伸	15
2.3 水下图像复原的经典方法	15
2.3.1 基于暗通道先验的图像去雾算法	16
2.3.2 基于波长补偿和去雾的水下图像复原	17
2.3.3 基于水下暗通道先验的水下图像复原	17
2.4 图像质量评价体系	18
2.4.1 均方误差/均方根误差/峰值信噪比	19
2.4.2 图像结构相似性	19
2.4.3 图像信息熵	19
2.4.4 自然图像质量评估	19
2.4.5 无参考图像空间质量评估	20
2.4.6 水下图像质量评估	20

2.5 本章小结	21
第三章 基于自适应直方图拉伸的水下图像增强	22
3.1 方案框架	22
3.2 基于灰度世界猜想的 G-B 通道颜色均衡化	23
3.3 在 RGB 颜色模型中的自适应直方图拉伸	23
3.3.1 原始图像的拉伸区间选择	24
3.3.2 期望的拉伸区间估计	24
3.3.3 自适应直方图拉伸	25
3.4 CIE-Lab 颜色模型下的自适应拉伸	26
3.5 实验结果与分析	29
3.5.1 主观性能分析	30
3.5.2 客观性能分析	32
3.6 本章小结	33
第四章 基于背景光融合和新水下暗通道先验的水下图像增强	34
4.1 方案框架	34
4.2 背景光融合估计模型	35
4.3 基于新水下暗通道先验性的透射率估计模型	37
4.3.1 新水下暗通道先验性	37
4.3.2 透射率估计	39
4.4 CIE-Lab 颜色模型下的色彩平衡	41
4.5 实验结果与分析	42
4.5.1 主观性能分析	42
4.5.2 客观性能分析	44
4.6 本章小结	48
第五章 基于背景光统计模型和透射率优化的水下图像增强	50
5.1 方案框架	50
5.2 背景光统计模型	51
5.2.1 人工标注背景光数据集的构建	51
5.2.2 训练 BL 估计的统计模型	52
5.3 透射率优化器	55
5.3.1 基于水下光线衰减先验性的深度估计	56

5.3.2 透射率优化器	59
5.4 基于改进白平衡的颜色纠正	63
5.5 实验结果与分析	63
5.5.1 主观性能比较	64
5.5.2 客观性能比较	66
5.6 本章小结	67
第六章 水下图像增强的综合评价	68
6.1 比较的方法	68
6.2 背景光估计模型的综合比较	70
6.2.1 主观性能分析	70
6.2.2 客观性能分析	73
6.3 透射率估计模型的综合比较	75
6.4 水下图像增强的综合分析	79
6.4.1 主观性能分析	79
6.4.2 客观性能分析	86
6.5 本章小结	88
第七章 总结与展望	89
7.1 总结	89
7.2 展望	91
参考文献	93
附录 研究生期间取得的研究成果	99
致谢	101

第一章 绪论

1.1 研究背景及意义

海洋中不仅生活着我们难以接触到的未知生物，还蕴含着巨大的能源资源，对地球生命的延续起到重要的作用^[1]。自上个世纪中叶以来，全世界便开始积极投身于高科技海洋探索活动中，无论目的是开发海洋资源或是研究深海生物，海洋这一未知空间都值得我们去深入了解。在如今的海洋探索时代，图像作为一种高信息密度的载体，自然成为我们首选的信息记录方式。海洋研究的很多领域都需要从图像获取信息^[2]，研究人员为此需要对水下图像进行高清晰度的捕捉，类似的水下工作有人工智能鱼，水下机器人^[3]，水下救援，水下光缆检查、水下实时监视和导航等^[4-6]。由于海洋环境十分复杂，不同的水质吸收光线波长的幅度与空气中也不一致，在水下拍摄的图像总是会显得偏色，水中杂质导致的散射还会降低图像对比度，散射导致的失真使得图像细节模糊^[7]，因此水下图像往往让人难以辨别，加剧信息提取的难度，如今图像识别领域也正处于高速发展期^[2,8]，同时也需要实现水下图像复原这一工作^[9,10]。为提高水下成像范围，人造光源常被用作辅助光源，然而人造光源在水中传播时，同样会受到吸收和散射的影响^[11]，同时引入的非均匀光照，导致拍摄的水下图像中心处具有明亮的光斑，而四周光照不足等质量退化现象^[12]。

1.2 国内外研究现状

研究者们设计多种专门的硬件平台和摄像机^[13,14]，虽然可以提高水下图像的可见性，但是在复杂的水下环境下使用该设备非常昂贵且耗电，而且产生的增强效果不明显；基于偏振的图像增强方法^[15]需要在相同场景获取多个角度的水下图像，这对于水下环境来说是非常困难的。虽然这些方法对水下图像增强有一定的效果，但仍存在一些问题有待解决，可能会降低实际应用的可能性。目前，单幅水下图像增强方法（Single Image Enhancement, SIE）得到更多研究者的青睐，SIE 大致可以分为两类：水下图像增强方法（Underwater Image Enhancement, UIE）和水下图像复原方法（Underwater Image Restoration, UIR）。UIE 忽略图像的光学成像原理，关注于原始图像中的像素重分布，最终达到颜色或对比度纠正^[16]，但是增强后的图像容易存在过增强（Over-enhanced）区域、甚至出现非自然场景和人工场景^[17]。

基于 IFM 的水下图像复原方法通过分析水下图像退化原理，估计成像模型中的参数反演出复原图像，但是水下场景复杂，很难建立水下图像复原模型和参数估计模型^[18]。考虑到基于硬件平台和基于偏振的水下图像增强方法存在着实际应用时的困难，本文重点研究单幅水下图像增强（Single UIE， SUIE）^[19–21]。

1.2.1 基于非物理模型的水下图像增强

在早期的水下图像增强研究中，研究者们经常将传统的户外图像增强方法直接用于水下图像。传统的图像增强算法主要分为两大类：空域法和变换域法^[22–25]。水下图像的直方图分布十分集中，导致大部分的像素值具有较大的灰度值，因此水下图像具有较低的对比度和动态范围，基于RGB颜色空间或者灰度空间的空域法以灰度映射为基础扩大灰度层级，实现强度变换、重新分布直方图范围，增强水下图像的视觉效果。对比度增强方法：直方图均衡化（Histogram Equalization， HE）^[26]，限制对比度直方图均衡化（Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization， CLAHE）^[27]，伽马校正（Gamma Correction）和广义反锐化掩膜算法（Generalized Unsharp Masking, GUM）^[28]；颜色修正方法：灰度世界假设（Gray-World Assumption, GWA）、白平衡（White Balancing, WB）^[29]和灰度边缘假设（Gray-Edge Assumption, GEA）^[30]。水下环境中光照不足导致RGB通道的能量过低，一旦将HE及其改进算法、GWA和WH及其改进方法用于水下图像增强时，盲目的像素重分布给原始图像中引入严重的伪影和光晕、放大图像内部噪声、甚至造成图像失真；由于水下图像的对比度低、边缘特征不明显，水下图像的特征不满足灰度边缘假设条件，一旦直接将灰度边缘假设用于水下图像增强时会造成复原失败。基于空域法的图像增强适用于少量水下图像增强，提高图像的视觉效果。在频域空间中，高频分量通常对应着图像中像素值变化较大的边缘区域，然而低频分量表示图像中平坦的背景区域，模糊的水下图像存在着边缘区域的高频分量过低、背景区域的低频分量过高等问题。变换域法利用傅里叶变换（Fourier Transform, FT）或小波变换（Wavelet Transform, WT）将RGB空间域转换到另一个空间域，通过放大高频分量抑制低频分量提高图像的可见性。近年来，小波变换用于水下图像增强并在去除水下图像噪声方面取得比较好的效果^[10,31,32]。由于水下图像受到光线的前向散射、背景散射、光吸收和水下噪声的干扰，单纯地依靠变换域方法无法彻底解决水下图像衰退等问题。以上传统的图像增强方法在处理户外图像、医学图像、单通道遥感图像时可以取得较好的效果^[22,33–35]。

随着水下图像增强方法逐渐成为海洋工程、水下机器人研究的重要分支，近些年来出现了许多专门针对水下图像的增强方法^[16,20]。2004年，Chambah等人^[36]提出一种具有较好的非监督性和鲁棒性的水下图像颜色修正方法。实验表明该方法实际应用于水下图像分割和特征提取时，可以取得较好的效果。2005年，Torres-Méndez等人^[37]利用马尔可夫随机场（Markov Random Field, MRF）描述失真前后的水下图像间的关联，然后基于统计先验增强图像的颜色，并从不同水下场景中获得的实验数据验证了该方法的可行性和有效性。2007年，Iqbal等人^[38]提出一种基于直方图滑动拉伸（Integrated Colour Model, ICM）的水下图像增强算法。首先，在RGB颜色模型中整个范围[0, 255]地拉伸衰减严重的R-G分量。然后图像被转换到色彩饱和强度颜色模型（Hue-Saturation-Intensity, HSI），对‘S’ 和‘I’分量采用相似的全局直方图拉伸算法提高输出图像的饱和度和亮度。2010年，Iqbal等人^[39]提出一种基于Von Kries hypothesis（VKH）的颜色修正和选择性直方图拉伸的对比度优化的非监督水下图像增强算法（Unsupervised Colour Correction Method, UCM）。ICM改进后的UCM可以有效地移除蓝色偏差、提高低分量的红色信道和亮度。2012年，Ancuti等人^[40]提出一种基于图像融合的水下图像增强模型。首先，根据输入图像产生两个融合图像：第一个通过白平衡进行颜色纠正，第二个通过局部自适应直方图均衡化进行对比度增强。然后，依据两个融合图像的对比度、显著特征和曝光度确定4个融合权重。最后，将两个融合图像和定义好的权重采用多尺度融合策略产生具有更好对比度和白平衡的增强图像。2013年，Hitam等人^[41]通过改进CLAHE算法，提出混合限制对比度自适应直方图算法（Mixture Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, Mix-CLAHE）提高水下图像的能见度。该算法将CLAHE算法应用于RGB和色调饱和值彩色模型（Hue–Saturation–Value, HSV）中，并利用欧几里得范数将两种结果结合起来，实验表明该方法通过增强对比度，降低噪声和伪影，显著提高了水下图像的视觉质量。2014年，Fu等人^[42]首先提出一个简单的水下图像颜色偏差修正算法；然后基于视网膜皮层理论提出一个分离直射光和反射光的可变框架；最后通过不同的增强策略增强分离的光照分量，进而增强了水下图像的对比度。2015年，Ghani等人^[43,44]在ICM和UCM的基础上，考虑到清晰的水下图像呈现瑞利分布，因此采用瑞利分布函数对输入图像重分布。改进结果明显地提高图像的对比度、减少过增强、过饱和区域以及噪声引入。2015年，Li等人^[45]提出一种系统性的水下图像增强方法。首先，一种简单高效的图像去雾预算算法用于去除水下图像表面的模糊；然后，使用颜色补偿、直方图均衡化、饱和度和光

照强度拉伸算法分别提高水下图像的对比度、亮度、颜色以及清晰度；最后，使用双边滤波器（Bilateral Filter, BF）解决水下图像的高噪声问题。2016年，Singh等人^[46]使用多尺度融合策略将两个处理过的图像和权重映射到一起，确保每个融合后的图像在最终的图像中贡献出最重要的特征，此外，该方法在两个输入图像上应用权重映射来消除失真并提高图像中远处目标的可见性，可以有效地提高水下模糊图像的视觉质量。2017年，Ghani等人^[47]提出了一种新的增强水下图像的方法，即递归自适应直方图修正（Recursive Adaptive Histogram Modification, RAHIM），根据瑞利分布对原始图像的直方图分布进行重分布，然后再在HSV颜色模型中通过人类视觉系统增加图像色彩的自然表现。2018年，Ancuti等人^[48]使用原始图像经过彩色补偿和白平衡后的两幅增强图像作为输入图像并结合修正权重地图经过多尺度融合后获得输出图像，该方法更好地处理黑暗区域的曝光、改善整幅图像的对比度和边缘锐度。

在过去的几年里，有很多研究证明了深度学习方法在不同的应用领域的有效性^[49]。除了经典的混合国家标准与技术研究所（Mixed National Institute of Standards and Technology, MNIST）手写挑战，还有许多应用已经被研究，如图像分割^[50]或语音识别^[51]。深度学习是允许在大型复杂数据中发现、挖掘或学习模式的过程。利用神经网络进行图像去雾的研究并不多，而且用于水下图像增强的方法更少。2017年，Perez等人^[52]首次提出一种基于深度学习（Deep Learning, DL）的水下图像增强方法，该方法选择成对的退化的水下图像和复原的水下图像作为训练数据集，使用卷积神经网络（Convolutional Neural Network, CNN）从大量的训练集中训练出模糊图像和清晰图像之间的转换模型，使得训练出的深度模型可以完成以单幅图像作为输入得到高质量的增强图像。2017年，Liu等人^[53]提出了一种称为深度稀疏非负矩阵因子化（Deep Sparse Non-negative Matrix Factorisation, DSNNMF）的方法来估计水下图像的光照。首先，将观察到的图像分割成小块，将局部块的每个通道重构为[R, G, B]矩阵，利用DSNNMF方法的稀疏性约束将每个输入矩阵深度分解成多层。因子化矩阵的最后一层用作贴片的光照，使用稀疏约束调整图像。经过因子分解后，估计原始图像的局部块光照，得到增强图像。考虑到现有的方法利用各种假设/约束来实现合理的水下图像增强方案，但是基于物理模型和非物理模型有一个共同的局限性，即所采用的假设可能不适用于某些特定场景。2017年，Wang等人^[54]提出一种端到端（End-to-End）的水下图像增强框架，使用UIE-net（Underwater Image Enhancement net）用于颜色校正和去雾两项任务的训练，该模型同时完成两

种任务的强大特征表示，为了更好地提取局部块状的固有特征，UIE-net采用像素干扰策略，极大地提高了收敛速度和精度。但是该训练模型采用的数据集是基于物理水下成像模型合成的图像，限制了还原水下真实场景的先决条件。2018年，Anwar 等人^[55]使用合成水下图像数据库作为训练集、利用端到端和数据驱动的训练机制，直接重构出清晰的水下潜影图像，最终训练一种基于卷积神经网络的图像增强模型。使用真实的和合成的水下图像作为测试数据，进一步验证该方法可以应用于多种场景下的水下图像。

1.2.2 基于物理模型的水下图像复原

水下图像复原（Underwater Image Restoration, UIR）通常分析水下图像的成像机制，建立有效的退化模型，然后通过物理模型和先验知识推导复原参数，最终反演出复原后图像。2006 年，Trucco 等人^[56]基于简化的 Jaff-McGlamery 水下图像成像模型^[57,58]，假设水下图像受到均匀光照并且只受到前向散射的影响，提出一种自调的水下图像复原滤波器，进而反演退化过程获得清晰的水下图像。虽然该方法可以在某种程度上降低图像受到的光照散射影响，然而由于该方法的两种假设极大地限制其实际应用场景。2007 年，Hou 等人^[59]首先假设降低水下图像质量的原因是水体以及悬浮颗粒引起的光照散射，结合水下光学属性与传统图像复原方法，估计光照散射参数并采用反卷积的方式复原水下图像。何凯明等人^[60]分别于 2009 年和 2011 年提出的基于大量户外清晰图像的统计结果得出的暗通道先验（Dark Channel Prior, DCP）可以实现户外图像去雾。2010 年，Liu 等人^[61]直接将 DCP 用于去除水下图像散射，从主观视觉角度来看，该方法的复原图像与原图相比没有明显的增强甚至造成失真。同年，Carlevaris 等人^[62]发现 R 通道的光线和 GB 通道的光线在水下传播时的衰减系数存在明显差异，并以此理论得到图像成像时的场景信息和背景光，基于 IFM 复原去雾的水下图像。2011 年，Yang 等人^[63]提出一种基于暗通道先验的水下图像快速复原方法，使用中值滤波替换软抠图（Soft Matting）估计图像的深度信息，并引入颜色纠正方法提高图像对比度。虽然该方法在节省大量的运行资源的前提下可以增强水下图像，但是该方法只适用于颜色丰富的水下图像，不能复原存在偏色和亮度过暗的水下图像。2012 年，Chiang 等人^[64]使用波长弥补和图像去雾（Wavelength Compensation and Image Dehazing, WCID）复原水下图像，通过弥补不同衰减特性的三个通道、纠正存在人造光源区域所造成的图像模糊，有效地提高水下图像的质量。2013 年，Drews 等人^[65,66]发现基于 GB 通道的

暗通道先验可以比基于 DCP 估计更准确的透射率, 达到更好的复原效果。2013 年, Wen 等人^[67]提出一种新的水下光学成像数学模型, 并根据提出的模型估计背景光、散射率和透射率, 通过反演推导出清晰的水下图像。2014 年, Serikawa 等人^[68]提出新的水下模型, 使用联合三边滤波器 (Joint Trilateral Filter, JTF) 沿着光线传播路径补偿已衰减的能量误差, 缓解水下图像受到的散射和颜色偏差等影响, 降低图像的噪声水平, 提高图像的对比度和边缘信息。2015 年, Galdran 等人^[69]提出一种基于红色通道先验 (Red Channel Prior, RCP) 的水下图像复原 (Automatic Red-Channel Underwater Image Restoration, ARUIR), 使用反向红色通道和蓝绿色通道的最小化改进 DCP, 引入饱和度信息调整存在人造光源区域的 TM, 确保水下图像正常复原。实验结果表明该算法可以有效地处理人造光区域, 提高图像颜色真实度。同年, Zhao 等人^[70]考虑光在水中的特殊传播特性, 利用水下图像的背景色提取水体固有光学性质, 实验表明该方法有效地估计图像的光学特性。2016 年, Li 等人^[71]基于 DCP 对 GB 通道去雾、基于 Gray-World 假设纠正红色通道, 最后使用自适应曝光算法调整复原后水下图像, 该方法在一定程度上可以去除色差, 增强图像对比度, 复原真实的水下图像。Li 等人^[72]考虑水下成像光学特性并提出了最小信息损失原理 (Minimum Information Loss Principal, MILP), 试图去估计一种用于复原水下图像的最优透射率, 最后, 通过统计自然场景下户外图像的直方图分布特性提出一种对比度增强方法作为后处理提高图像的对比度和亮度。2015 年, Peng 等人^[73]基于场景深度的加大、水下物体更模糊的特性提出模糊先验 (Blurriness Prior), 然后利用水下图像的模糊度来估计场景深度, 实现图像复原。2017 年, Peng 等人^[74]进一步地提出一种基于图像模糊和光吸收的改进方法, 可以估计更准确的背景光和水下场景深度, 复原多种水下场景的图像。2018 年, Simon 等人^[75]通过检测和分割只包含水的图像区域来提高图像的可视性, 然后使用类似于光源估计的白平衡方法处理水下场景中出现的光谱失真。该方法可以复原各种类型的水中捕获的图像, 但是由于该方法仍然不能正确估计大型明亮物体的场景深度。

基于 IFM 的水下图像复原方法通过先验知识、条件假设等人为设计的理论去估计 BLs 和 TMs, 随着深度学习在图像复原中的发展, 我们已经看到了从完全由人类设计的参数选择优化模型到由计算机训练的系统的转变, 这些系统使用实例数据提取特征向量。2017 年, Ding 等人^[76]首先使用改进的白平衡算法提高原始水下图像的视觉质量, 然后利用卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 估计出自适应颜色校正后图像的背景光和深度图, 最后基于 IFM 复原水下图像。

该方法通过颜色纠正预处理水下图像，处理后的水下图像就不符合 IFM 的假设条件，因此复原图像会存在过饱和和过增强的区域。Cao 等人^[77]参考 Eigen 提出的神经网络^[78]，使用 5 层卷积神经网络估计背景光，采用多尺度体系结构，叠加两个深度网络、一个粗全局网络和一个精细网络，预测场景深度图，该方法可以获得较好的复原结果，优于现有的基于 IFM 的图像复原方法。虽然上述基于深度学习的方法可以估计出一些正确的 BLs 或深度图，甚至可以复原水下图像，但由于合成水下图像的质量，这些经过训练的网络模型只能适应一些有限种类的水下图像。与物理模型和非物理模型相比，在相同的复原环境下，深度学习方法也非常耗时。

1.3 论文主要工作

针对目前水下图像增强方法在没有基准的前提下依靠像素值重分布提高图像的视觉效果，本文结合简化的 Jaffe-McGlamery 图像成像模型^[57,58](Image Formation Model, IFM)和水下衰减特性确定直方图的拉伸范围、改进盲目的直方图拉伸算法。经典的 DCP 可以成功地实现户外图像去雾，虽然户外图像和水下图像都因为光线散射和吸收造成质量下降，由于水下成像环境比户外更复杂，因此直接将 DCP 用于水下图像复原经常失败。针对 DCP 及其变体用于水下图像复原中存在的不足，本文通过提出符合水下图像的新水下暗通道先验，并提出优化模型用以弥补、调整复原结果，并提出合理的颜色纠正算法提高图像的视觉质量。具体研究内容如下：

(1) 为保证不同类型水下图像的增强效果，本文提出在两种颜色模型下自适应直方图拉伸的水下图像增强方法。首先，基于 Gray-World 理论对蓝、绿色通道进行颜色均衡化预处理。然后，根据 RGB 通道的分布特性和不同颜色光线在水下传播时的选择性衰减，提出基于参数动态优化的 R-G-B 颜色模型自适应直方图拉伸，并采用导向滤波器降噪。接下来，在 CIE-Lab 颜色模型，对 L 亮度和 a, b 色彩分量分别进行线性和曲线自适应直方图拉伸优化。最终，增强的水下图像呈现出高对比度、均衡的饱和度和亮度。

(2) 水下环境、光线衰减和拍摄方式造成水下图像具有不同色调、对比度和模糊度。基于 IFM 的水下图像复原方法通常使用 DCP 或最大像素先验 (Maximum Intensity Prior, MIP)，容易受到水下复杂环境的干扰而输出低质量的复原图像，因此本文提出基于背景光融合及新水下暗通道先验的图像复原与色彩平衡的水下图像增强方法。首先，提出多候选背景光融合方法，用于估计正确的背景光，然后基于高质量水下图像统计得出新水下暗通道先验，计算更准确的 TM。将复原图像从

RGB 颜色模型转换到 CIE-Lab 颜色模型，对 L 亮度分量和 a, b 色彩分量分别进行归一化拉伸和优化调整，进一步提高复原后水下图像的亮度和对比度。

(3) 基于 IFM 的水下图像复原在于正确地估计两个关键的光学参数：BL 和 TMs，颜色和对比度纠正作为后处理进一步提高水下图像的视觉效果，提出一种由水下图像复原方法和颜色纠正组成的水下图像增强方法。首先，依据背景光选取原则人为地选定 500 个可靠的背景点作为参考背景光数据集，统计发现 MABLs 与水下图像中 RGB 通道直方图分布的关联，由于 R 通道和 GB 通道直方图分布和候选参数存在明显差异，因此分别建立 GB 通道关于平均值和标准差的线性模型和 R 通道关于中位数的逻辑函数模型。为了建立更具鲁棒性的 TM 估计模型，基于水下光线衰减先验性 (Underwater Light Attenuation Prior, ULAP) 的水下场景深度地图和调整的反向饱和度地图 (Adjusted Reversed Saturation Map, ARSM) 分别用以补偿和调整基于 NUDCP 估计的透射率，依据透射率与残余能量比和传输距离的指数关系可以得到 GB 通道的透射率 (TMs)。最后，使用一种改进的白平衡提高复原图像的对比度和色度。

(4) 为了深入了解基于 IFM 的水下图像复原中两个光学参数估计方法的研究现状，本文首先系统性地总结 BL 估计模型和 TM 估计模型所使用的先验性和计算公式，然后通过主观性能分析和客观性能分析综合评价多个 BL 和 TM 估计方法的性能及先验知识对估计结果的影响，以及 BL 估计结果对 TM 的影响和目前先验知识的局限性。为了比较不同水下图像增强方法的性能，挑选本文提出的三种增强方法、图像增强方法、针对水下图像的图像增强方法、水下图像复原方法及其使用 HE 作为后处理的图像增强方法作为比较对象，通过主观性能分析和客观性能分析得出传统的图像增强方法容易放大水下图像中的噪声、甚至造成失真；图像复原方法虽然可以还原水下图像的真实场景，但是色彩偏暗，可以使用颜色纠正作为后处理提高复原图像的可视性，本文提出的三种方法分别适用于不同场景的水下图像，但是也存在着局限性。

1.4 论文组织结构

论文总共七部分，其各个章节之间的组织关系如图 1-1 所示：

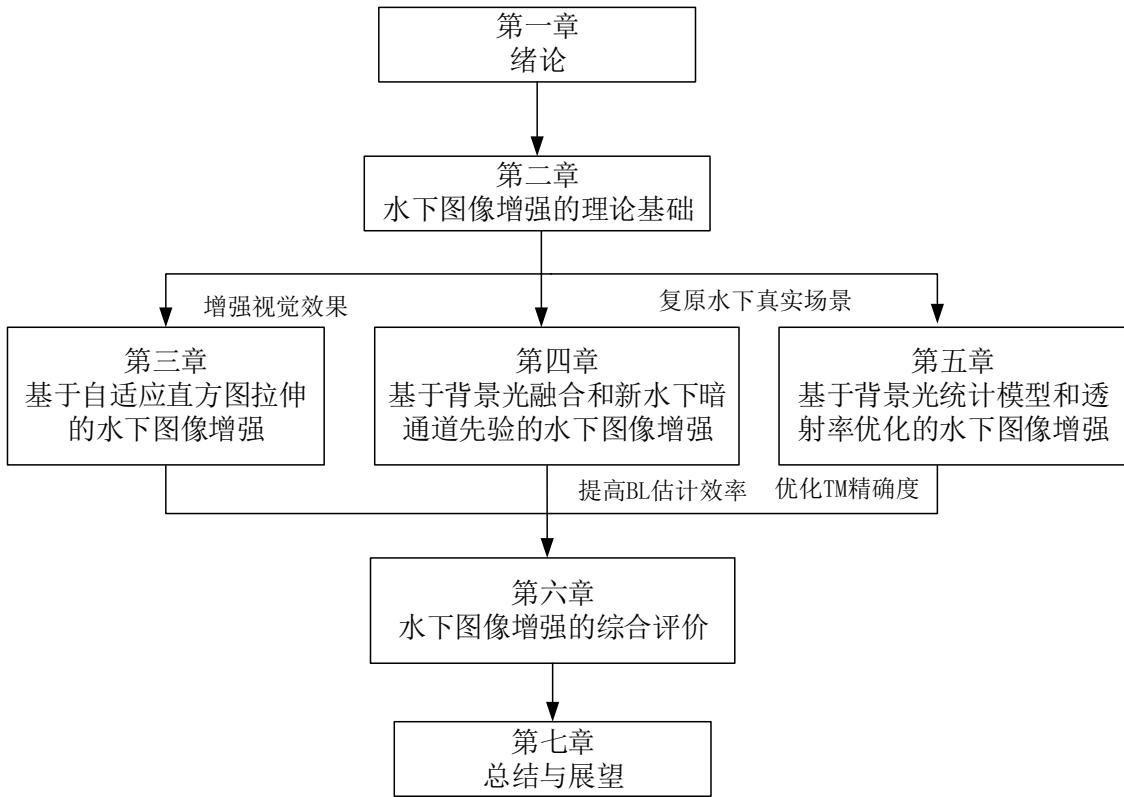


图 1-1 研究框架

Fig.1-1 Research framework

第一章，绪论。本章首先介绍了水下图像增强的研究背景及意义；然后，简要介绍了水下图像增强和复原的国内外研究现状。最后，介绍了本文的组织结构。

第二章，水下图像增强的理论基础。本章首先介绍了水下图像的成像机制和原理，然后具体介绍了经典的 UIE 方法和 UIR 方法，并说明其优点与不足，最后介绍了用以评价水下图像质量的两类评价指标。

第三章，基于自适应直方图拉伸的水下图像增强方法。首先介绍该方法的结构框架，为了均衡水下图像的色彩，我们基于灰度世界猜想对 G-B 颜色通道均衡化，然后确定原始图像的拉伸区间和期望图像的拉伸区间，完成在 RGB 颜色模型中的自适应直方图拉伸，为了提高图像的亮度和色度，将图像转化到 CIE-Lab 颜色模型，并对亮度和颜色分量分别进行归一化变换和自适应拉伸。最后与主流的水下图像增强方法比对，从主观性能和客观性能两方面分析得出本文提出方法的先进性。

第四章，结合背景光融合及新水下暗通道先验的图像复原与色彩平衡的水下图像增强。水下图像的 BL 估计方法考虑图像的单方面属性然后确定整幅图像的背景光，为了克服传统估计方法的不足，本文提出一种基于水下场景亮度的选择性融合

多种背景光。由于 DCP 是通过统计大量户外清晰图像得出的假设，直接将 DCP 用于水下图像复原的结果不太理想，为此本文收集多种高质量的水下图像作为统计样本得出符合水下图像特性的新水下暗通道先验。为了提高复原后图像的对比度和亮度，将图像转化到 CIE-Lab 颜色模型，并对亮度和颜色分量分别进行直方图拉伸和最优重分布调节。

第五章，基于背景光统计模型和优化透射率的水下图像增强。目前，有效的背光估计方法都非常耗时，不能满足水下图像实时增强的应用场景。为了提高 BL 估计的时效性，本文首次建立水下图像人工手动标注的背景光数据集，训练 R-G-B 通道的 BL 统计模型，可以快速、正确地估计不同类型的水下图像的背景光。为了进一步优化透射率或深度地图的估计结果，本文提出一种基于水下光线衰减先验的场景深度估计方法用来弥补基于 NUDCP 估计的透射率，为了消除人造光源对场景深度估计的影响，本文采用调整的反向饱和度来优化透射率，最终可以得到正确的场景深度信息。为了改善复原后水下图像的色度，本文提出一种改进的白平衡，并通过实验确定关键的调节系数。

第六章，基于 IFM 的水下图像增强方法综合比较。本章综合性地比较本文提出的背景光统计模型和背景光融合模型与主流的 BL 估计方法，实验结果表明本文基于统计拟合的 BL 估计模型可以快速地得到期望的背景光；然后比较本文提出的透射率优化模型和基于 NUDCP 的透射率优化模型与多个基于不同先验性的透射率估计模型，发现本文提出的方法不但可以消除难以处理的人造光源的干扰，而且可以适应多种复杂水下场景的水下图像。最后，本文全面地比较提出的三种增强方法与通用的增强方法、上述经典复原方法及使用直方图均衡化作为后处理的增强方法。

第七章，总结与展望。总结本文提出的水下图像增强、介绍本文的创新点和先进性，并指明未来研究方向。

第二章 水下图像增强的理论基础

由于悬浮介质颗粒对光的吸收和散射导致水下图像呈现严重的质量退化和畸变，如清晰度不足、色偏、对比度低和颜色失真，以上问题给水下图像的应用带来较大的困难。为了有效地获得水下场景的信息，清晰、真实的水下图像是一种便捷的分析数据，因此使用水下图像增强技术去除图像模糊，消除背景散射，提高图像质量。本章节介绍了水下图像增强的理论基础，分为五个部分，第一部分介绍了水下图像成像模型；第二部分介绍了经典的水下图像增强方法；第三部分介绍了经典的水下图像复原方法；第四部分介绍了图像质量评价体系；第五部分总结概述上述部分。

2.1 水下图像成像模型

2.1.1 经典的图像成像模型

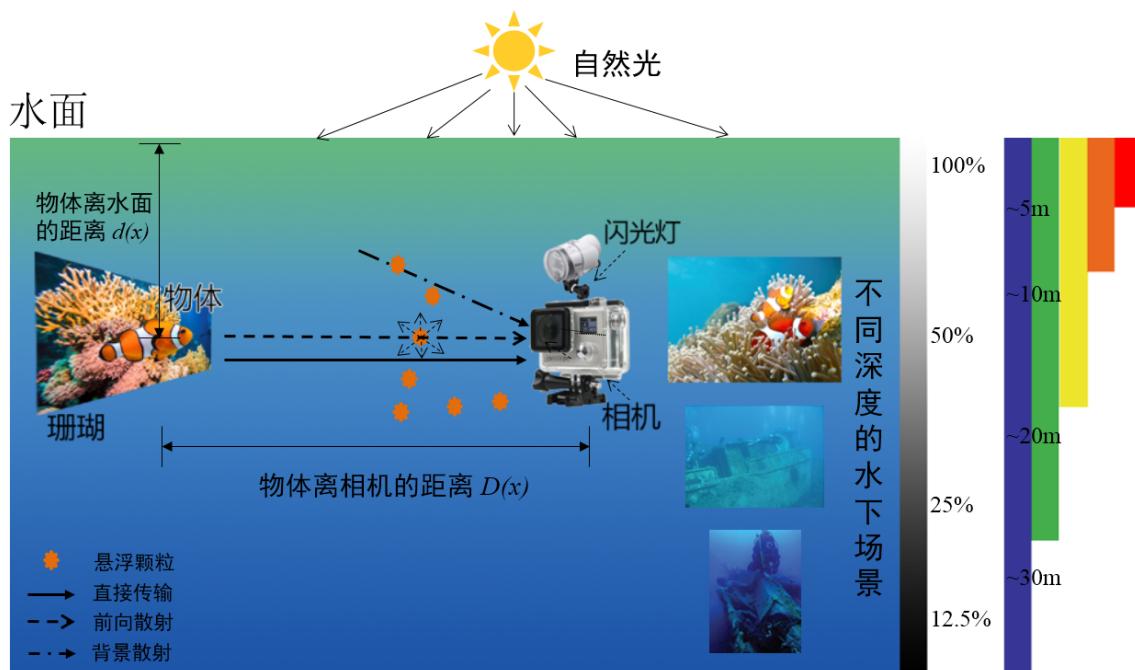


图 2-1 水下光学成像模型及光照的选择性衰减

Fig. 2-1 Underwater optical imaging model and the selective attenuation of lighting

光线在不同介质中传播特性也不同，水下成像时除了会接受物体直接反射而来的光信号之外还会收到前向散射分量和后向散射分量。直接传输光信号量即光线经被摄物体反射直接进入图像采集设备中的信号，前向散射分量是传输光信号量

反射时受到散射后以小角度射入相机的光信号量，而后向散射分量是被摄物体周围环境的光线被水中杂质影响后散射入相机的光信号。但是在实际的拍摄场景中，使用人工光源也可能加重后向散射的不良影响。图 2-1 简单展示了水下三种信号分量的来源。水下图像的成像过程也可简单抽象为以下公式：

$$E_T(x, y) = E_d(x, y) + E_f(x, y) + E_b(x, y) \quad (2-1)$$

式中， (x, y) 表示图像中某一个像素的坐标， $E_T(x, y)$ 、 $E_d(x, y)$ 、 $E_f(x, y)$ 、 $E_b(x, y)$ 分别表示为相机捕捉到的总信号能量、直接传输光信号量、前向散射分量和后向散射分量。当光线照射在水下场景时直接反射到相机的能量叫作直接传输光信号量，因此 $E_d(x, y)$ 可以通过几何光学推理可得：

$$E_d(x, y) = E_I(x', y') \cdot \exp(-cR) \frac{M(x', y')}{4 \cdot f} T_I \cdot \cos^4 \alpha \cdot \left[\frac{R_c - F_I}{R_c} \right]^2 \quad (2-2)$$

式中， $E_I(x', y')$ 代表场景中坐标点 (x', y') 处的强度， R_c 代表场景中坐标点 (x', y') 到相机的直线距离，函数 $M(x', y')$ 代表场景中坐标点 (x', y') 处物体表面的反射率，其函数值要求小于 1 但是对于大部分海洋生物表面的反射函数取值区间都在[0.02, 0.1]之间。 F_I 代表相机镜头的焦距，在水下拍摄一般会使用焦距为 50 毫米及以下的标准镜头或广角镜头； T_I 代表镜头的通光量； f 代表使用的光圈值，相机中的光圈控制了进光量， f 数值越小便意味着相机可接受到的光线也越多，但随着而来景深也会变小，造成在水下难以正确对焦。 α 代表场景中坐标点 (x', y') 与相机的连线与反射面之间夹角。前向散射分量可以从直接传输光信号量中的一个点扩散函数卷积来计算，但是散射角度太大的话会无法求解，前向散射分量 $E_m(x, y)$ 可以表示为：

$$E_f(x, y) = E_d(x, y) * [\exp(-GR_c) - \exp(-cR_c)] \cdot F^{-1} \cdot \{\exp(-BwR_c)\} \quad (2-3)$$

式中， G 和 B 都是根据经验所得，并且满足 $|G| < |c|$ ，命名为经验因子， B 为阻尼系数， w 和 F^{-1} 分别表示为辐射频率和傅里叶逆变换。

公式中的后向散射分量在实际应用中是最难求解的一部分。为了利用散射函数计算散射入相机的辐照度，通常建立水下成像模型中与相机感光元件所平行的一个平面构建三维坐标系，然后，将拍摄场景与相机之间的水体分成 M 个小的水体 ΔV ，后向散射分量 $E_b(x, y)$ 可以使用体积散射函数加权叠加得到：

$$E_b(x, y) = E_{b,d}(x, y) + E_{b,d}(x, y) * [\exp(-GR_c) - \exp(-cR_c)] \cdot F^{-1} \cdot \{\exp(-BwR_c)\} \quad (2-4)$$

式中， $E_{b,d}(x, y)$ 表示为后向散射的直接分量，展开如下：

$$E_{b,d}(x, y) = \sum_{i=1}^N \exp(-cZ_{ci}) \cdot \delta(\varphi_b) \cdot E_s(x', y', z') \frac{\pi \Delta Z_i}{4f^2} \cos^3 \alpha T_I \left[\frac{Z_{ci} - F_I}{Z_{ci}} \right]^2 \quad (2-5)$$

式中, ΔZ_i 表示 ΔV_i 的厚度, Z_{ci} 表示相机感光元件与后向散射板的距离, $\delta(\varphi_b)$ 表示体积散射函数, $E_s(x', y', z')$ 代表光线在此三维空间坐标系中的辐射度。

在水下使用人工光源如闪光灯可以发挥出最优效果^[79,80], 但随之而来有一个问题是, 随着对焦点不断远离, 后向散射造成的影响也会越发明显, 这时可以考虑使用更加专业的图像采集系统, 如同步扫描成像系统。

2.1.2 简化的图像成像模型

水下图像的形成可以认为是介质、光线和场景的复杂交互作用^[57,58], 也可以认为是直接照明 (Direct Component, DC)、前景散射 (Forward Scattering, FS) 和背景散射 (Background Scattering, BS) 的线性组合。由于水下场景与相机距离不大, 可以忽略前景散射分量, 而只考虑直接照明和背景散射分量, 因此简化的水下图像成像模型^{[7][81]}表示如下:

$$I^c(x) = J^c(x)t^c(x) + B^c(1 - t^c(x)) \quad (2-6)$$

式中, x 代表图像中的某个坐标 (i, j) , c 代表红绿蓝 R-G-B 通道, $J^c(x)t^c(x)$ 表示场景能量中直接衰减的部分, $J^c(x)$ 表示复原图像, $t^c(x)$ 表示 $J^c(x)$ 经过衰减、散射和折射等过程后到达相机的残余能量比率, B^c 表示均匀背景光。在水中, $t_\lambda(x)$ 也叫残余能量比例, 受到光线波长和场景与相机间距离的影响, 因此 $t_\lambda(x)$ 可以表示成如下关系式:

$$t_\lambda(x) = Nrer(\lambda)^{d(x)} \quad (2-7)$$

式中, $Nrer(\lambda)$ 为标准化残余能量比, 代表初始化能量在水中每经过单位距离剩余的能量比, $d(x)$ 表示场景到相机的距离。蓝绿色光线波长比红色光线要短, 蓝绿色光线的衰减率比红色光线的低, 这也就说明深海图像多呈现蓝绿色调。 $Nrer(\lambda)$ 只与光线波长有关, 在海洋一级标准下它可以被定义如下:

$$Nrer(\lambda) = \begin{cases} 0.8 \sim 0.85 & \lambda = 650 \sim 750 \mu m (red) \\ 0.93 \sim 0.97 & \lambda = 490 \sim 550 \mu m (green) \\ 0.95 \sim 0.99 & \lambda = 400 \sim 490 \mu m (blue) \end{cases} \quad (2-8)$$

式中, λ 表示 RGB 通道的波长, 本文中 R-G-B 通道的 $Nrer(\lambda)$ 分别设定为 0.83, 0.95, 0.97。

2.2 水下图像增强的经典方法

水下图像增强是研究光线在水体介质中如何传播, 并针对性地进行矫正白平衡、锐化、增加对比度等方法, 从而突出原图的关键信息, 增强视觉上的感官体验。水

体吸收光线的特性还会过滤掉大量的高频信息，使图像丢失细节信息。所以在总结这些经典增强方法时，应当选择适合水下图像且具有良好泛用性的方法。

2.2.1 直方图滑动拉伸

2007 年，Iqbal 等人^[38]利用直方图滑动拉伸函数依次在 RGB 颜色模型和 HSI 颜色模型进行颜色、饱和度和亮度的均衡化，提高图像的对比度和可见度，快速地获得视觉效果较好的水下图像。

(1) 在 RGB 颜色模型中采用直方图拉伸函数均衡化图像色彩。将 R-G 通道的像素值以每个像素为单位通过平滑拉伸转换公式进行变换，为了将 R-G 两种颜色通道的像素值的取值范围拉伸至与 B 通道像素值取值范围相同。其目的是为了拉伸后图像的每个通道都有相似的直方图分布。

(2) 在 HSI 颜色模型中采用直方图拉伸函数提高图像的饱和度和亮度。采用直方图拉伸函数拉伸饱和度 (Saturation, S) 和亮度 (Intensity, I) 两个分量的动态范围，将 S 和 I 两个通道的取值范围都拉伸至 [0, 255]。直方图滑动拉伸函数表示为：

$$p_o = (p_i - a) \left(\frac{c-d}{b-a} \right) + d \quad (2-9)$$

式中， p_i 和 p_o 分别表示输入输出像素值， a, b, d, c 分别表示输入图像和目标图像的最小值和最大值。在全局拉伸中， c 和 d 分别设定成期望最大值 255 和最小值 0。该方法依次在两个颜色模型进行均衡化，去除水下图像的颜色偏差，提高图像的对比度。ICM 是一种简单有效的水下图像增强方法，盲目的全局直方图拉伸容易放大噪声、引入伪影和人为斑块，纠正颜色失真的水下图像的效果不理想。

2.2.2 基于融合的水下图像增强方法

2012 年，Ancuti 等人^[40]提出一种基于多尺度融合原理的水下图像/视频增强策略。具体过程如下：

(1) 预处理原始的水下图像。通过改进的灰色世界颜色修复的图像；在上述处理后的图像基础上依次采用 BF 和 CLAHE 得到对比度增强的图像，将预处理获得的两种图像作为融合分量带入后续的融合过程。

(2) 定义四个融合权重比。包括拉普拉斯对比度权重 (Laplacian Contrast Weight, LCW)，区域对比度权重 (Local Contrast Weight, LCW)，显著性权重 (Saliency Weight, SW)，曝光度权重 (Exposedness Weight, EW)，各权重在融合

过程中起到关键作用。

(3) 多尺度的图像融合。通过实验结果发现，基于线性融合的图像增强容易产生伪影和色晕。为了克服上述问题，使用多尺度融合策略分别将四个融合权重与对应的融合图像分解为相同层数的高斯金字塔（Gaussian Pyramid）和拉普拉斯金字塔（Laplacian Pyramid），最后将各层的融合结果叠加得到增强图像。

该方法通过多尺度融合，不仅增强了水下图像的对比度、去除色偏，而且克服了线性融合策略易产生伪影和色晕等缺点，达到了良好的增强效果。然而，通过传统图像增强方法得到的融合分量容易造成合成图像存在过增强或者欠增强区域。

2.2.3 基于瑞利分布的直方图拉伸

2014 年，Ghani 等人^[43]提出一种基于瑞利分布（Rayleigh Distribution, RD）并合成双强度图像的增强方法。具体过程如下：

(1) 基于改进的 Von Kries 猜想对原始图像进行颜色纠正。首先将水下图像分离成 RGB 通道，然后分别计算三个通道像素的平均值，改变 Iqbal 等人^[39]使用三个通道中的最大值作为参考通道，而是选择三个通道中的平均值作为参考值并修正其它两个通道的像素值。经过乘法器变换后，每个通道都有平衡的强度。

(2) 全局直方图拉伸。为了重分布图像中像素范围，使用全局直方图拉伸将直方图拉伸到整个动态区间。

(3) 基于 RD 的直方图滑动拉伸与合成。依据每个通道的平均值将对应通道的直方图切为两部分，然后依据瑞利分布将两个区间滑动拉伸到整个动态区间[0, 255]，最后，平均化叠加拉伸前后 RGB 通道的直方图获得合成图像。

(4) 在 HSV 颜色模型中滑动拉伸亮度和色彩分量的动态范围。使用全局直方图拉伸分别对饱和度和亮度两个分量进行拉伸，并控制整个拉伸区间为整个直方图的 1% 到 99%，其余像素分别设定为最小值和最大值。定性和定量分析表明该方法成功地提高了对比度，增加了细节，降低了水下图像的噪声。

2.3 水下图像复原的经典方法

通过分析水下图像在水下环境中的成像原理及失真原因建立水下图像成像模型（Image Formation Model, IFM），因此基于 IFM 的图像复原方法需要估计物理模型中的两个重要参数：背景光（Background Light, BL）和透射率（Transmission Maps, TMs），最后，将估计的光学参数带入 IFM 中反演获得复原图像。图像复原

算法的目标是在保持良好的色彩复原性能的同时，获得具有良好可视性的自然、清晰的图像。接下来的部分，首先介绍一种基于 DCP 的图像去雾算法，由于水下环境和户外大雾天气相似，DCP 被广泛地应用在水下图像复原，然后介绍多种基于改进 DCP 的水下图像复原方法。

2.3.1 基于暗通道先验的图像去雾算法

暗通道先验（Dark Channel Prior, DCP）是统计先验，它是基于清晰的户外图像（去除天空区域）在正方形局部块中存在明显的较小值（趋向于 0），该假设首次在 2009 年提出，并在 2011 年扩展^[60]。

(1) DCP。该先验性认为在大多数不包含天空的户外图像中至少存在一个通道的局部区域存在很低的像素值（75% 像素为 0 和 90% 像素小于 25）。DCP 是单幅图像去雾的重大突破，其公式表达如下：

$$J_{dark}^{rgb}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \left\{ \min_{c \in \{r,g,b\}} J^c(y) \right\} = 0 \quad (2-10)$$

式中， x 和 $\Omega(x)$ 分别表示图像中的某个坐标 (i, j) 和以 x 为中心的局部块， $J^c(y)$ 是清晰户外图像的某一个通道， c 表示红绿蓝通道 (R-G-B Channels)。DCP 认为 $J_{dark}^{rgb}(x)$ 中大部分估计值都小于 25 并且近似等于 0。

(2) 透射率估计。将最小滤波器使用在公式(2-6)的两边，并且在两边都除上 B^c ，这时可以获得以下公式：

$$\min_{y \in \Omega(x)} \left\{ \min_c \frac{I^c(y)}{B^c} \right\} = \min_{y \in \Omega(x)} \left\{ \min_c \frac{J^c(y)}{B^c} t^c(y) \right\} + 1 - \tilde{t}(x) \quad (2-11)$$

然后，将公式(2-10)带入公式(2-11)中获得透射率 $\tilde{t}(x)$ ：

$$\tilde{t}(x) = 1 - \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \frac{I^c(y)}{B^c} \right) \quad (2-12)$$

(3) 大气光估计。模糊图像的暗通道近似于雾气程度，因此，我们可以利用暗通道来检测最模糊不透明的区域，提高大气光的估计。为了克服直接选择原始图像中最亮的像素作为大气光带来的问题，本文选择暗通道地图中最亮的 0.1% 像素作为大气光候选区域，然后从这些像素集中选择对应于原始图像中最大强度的像素作为最终的大气光。

在建立的成像模型基础上将上述估计的两个参数带入模型中反演出复原图像。多种实验证明该方法可以应用于多个模糊图像去雾，还可以获得高质量的深度地图。该先验仍然存在局限性，当场景物体与大气光相似并且没有被阴影投射时 DCP

就会失效。

2.3.2 基于波长补偿和去雾的水下图像复原

2012 年, Chiang 等人^[64]使用 DCP 获得透射率, 并认为光学成像模型中的衰减系数是已知的, 然后依据图像信息获得水的深度, 弥补成像过程中的衰减, 完成水下图像复原。具体的方法如下:

(1) 构建水下成像模型。虽然水下成像模型同大气成像模型具有相似性, 不同于光线在大气中传播, 光线在水中传播时不同频率的光线具有不同的衰减程度, 形成一种独特的光线选择性衰减特性。因此构建了透射率与传播距离的指数模型, RGB 通道的 TM 同光线的传播距离有关, 传播距离越远 TM 就越小。

(2) 修正水下成像模型。考虑图像在水下成像过程中经历了各种衰减, 包括自然光线从水面传播到不同深度的水下场景、光线从水下场景到相机间的水平传输和人造光源传播到水下场景并传输到相机, 将水下成像模型进一步修正为:

$$I_\lambda(x) = \left(\left((E_\lambda^A(x) * Nrer(\lambda)^{D(x)} + E_\lambda^L * Nrer(\lambda)^{d(x)}) * \rho_\lambda(x) \right) * Nrer(\lambda)^{d(x)} \right. \\ \left. + (1 - Nrer(\lambda)^{d(x)}) * B_\lambda \right) \quad (2-13)$$

式中, E_λ^A 和 E_λ^L 分别表示太阳光源和人造光源, $D(x)$ 和 $d(x)$ 分别表示水面到水下场景的深度和水下场景到照相机的距离, ρ_λ 代表场景的反射率。其中, $E_\lambda^A(x) * \rho_\lambda(x)$ 表示场景对太阳光的直接反射结果, 是希望获得的未经过任何衰减的清晰图像;

(3) 水下图像复原。在重构的水下图像成像模型的基础上结合 DCP 分别估计上述模型的未知分量, 进而反演复原去雾图像 (Image Dehazing, ID)。首先, 利用暗通道先验原理和 BL 估计方法获得水下场景到镜头之间的距离 $d(x)$, 然后依据距离 $d(x)$ 分离图像中的前景和背景。利用最小均方误差来判断图像中是否存在人造光源, 然后去除人造光源的影响。最后, 根据 RGB 通道对应的背景光存在的衰减情况进一步估计水面到水下场景的深度, 利用标准残余能量比 $Nrer(\lambda)$ 实现波长补偿 (Wavelength Compensation, WC)。

该方法不但可以处理水下图像的光线散射和颜色衰减的问题, 而且可能正确地复原存在人工照明的区域, 但是复原的结果往往呈现偏蓝色。由于本文很难建立具有鲁棒性的水下成像环境, 进一步造成复原图像的色彩丢失。

2.3.3 基于水下暗通道先验的水下图像复原

2013 年, Drews 等人^[65]认为蓝色和绿色通道是水下视觉信息的主要来源, 因提

出一种改进的暗通道先验用于估计水下透射率。通过与现有技术的比较研究，详细分析了该技术在复原真实场景和模拟场景图像的适用性和局限性。

(1) DCP 应用于水下环境。由于模糊图像的成像模型和水下图像成像模型存在相似性，因此现有的文献直接将 DCP 用于复原水下图像。该方法的复原结果往往没有明显的提高，甚至会退化图像的质量。

(2) UDCP 应用于水下环境。由于很难获得清晰、真实的水下图像，因此户外图像的暗通道统计不能被测试于水下环境中。虽然户外图像的局部块中存在较小像素值的原因和水下图像的情况相似，在多数情况下，默认波长独立的问题通常是错误的。考虑到不同通道的光线在水中传播时受到选择性衰减的特性，提出了一种改进的 DCP，称为水下暗通道先验 (Underwater DCP, UDCP)，该假设将 DCP 用在蓝绿色通道。

(3) 水下图像复原。从在水下暗通道地图中选择最亮的像素并估计对应于原始图像中的像素点作为背景点，然后将水下暗通道先验直接用在 TM 估计，将两个参数带入成像模型中反演出复原图像。

2.4 图像质量评价体系

图像质量的含义主要包括图像的保真度和可视性，然而，图像质量评价 (Image Quality Assessment, IQA) 是评估图像质量的重要指标，也可以应用于图像增强、超分辨等图像处理领域^[82]。图像质量评价体系主要分为主观定性评价体系 (Subjective Qualitative Assessment Metric, SQAM) 和客观定量评价体系 (Objective quantitative Assessment Metric, OQAM)。SQAM 基于人类视觉系统 (Human Vision System, HVS) 通过主观视觉评价图像的质量，其评价结果因观察者的个人感知和经验而存在较大差异。OQAM 通过模拟 HVS 建立评价模型，计算量化参数得出图像质量评价的具体表达式，可以分为三种图像质量评价指标。

为了保证评价体系的公正，所有图像的大小均无损地预处理为 600×400 像素，实验平台均采用 Window7, Python3.6.3 语言编程环境，Intel 3.6GHz CPU 时钟频率，内存为 8.0GB。为了验证本文方法在单幅水下图像增强上的有效性，本文建立首个水下图像数据集，其中原始水下图像通过截取 youtube.com 发布的视频、下载 Google Image 和 Flickr.com 网站上的水下图像和收集水下图像增强文献中公开的数据。为了方便地表示客观的水下图像质量评价方法，本文使用 I 和 O 表示处理前后的水下图像， $M \times N$ 代表图像的空间分辨率。

2.4.1 均方误差/均方根误差/峰值信噪比

均方误差(Mean Squared Error, MSE)通过计算估计值和参考值(Ground Truth)的差平方的期望值所得,如公式2-14所示:

$$MSE = \frac{\sum_{M,N} [O(m,n) - I(m,n)]^2}{M \times N} \quad (2-14)$$

均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)等于MSE的算术平方根。由于图像中像素的最大值为255,峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)计算方法如公式2-15所示:

$$PSNR = 20 \times \log_{10} \left(\frac{255}{\sqrt{MSE}} \right) \quad (2-15)$$

MSE和RMSE均是以像素为单元计算处理后图像与输入图像的差异,处理前后的两幅图像越相似,则值越小,说明保真度越好;图像去噪的效果越好,则PSNR值越大。

2.4.2 图像结构相似性

结构相似性(Structural Similarity, SSIM)^[83]有效地结合两幅图像的亮度(Brightness)、对比度(Contrast)和结构(Structure)来衡量两幅图像的相似度。特征相似性(Feature Similarity Index, FSIM)通过考虑自然图像具有特殊的结构,同时避免自然图像内容的复杂性^[84],如公式2-16所示:

$$FSIM = \frac{\sum_{x \in \Omega} S_L(x) \cdot PC_m(x)}{\sum_{x \in \Omega} PC_m(x)} \quad (2-16)$$

式中, x 表示为原始图像和复原图像, Ω 表示整个图像的空间域, $S_L(x)$ 和 $PC_m(x)$ 分别表示为两个图像的相似度和相应的权重。

2.4.3 图像信息熵

根据香农信息论可知信息熵值Entropy越大说明图像中信息量越多。灰度图像的直方图分布可以直接表达信息熵,因此彩色图像的信息熵可以将图像转换成灰度图像,然后通过统计直方图特性,计算公式如下:

$$Entropy = - \sum_{i=1}^{255} p_i \ln(p_i) \quad (2-17)$$

式中, i 和 p_i 分别表示图像中灰度级和对应的概率。对比度越高的图像的直方图分布越均匀,图像的质量越好,熵值越大。

2.4.4 自然图像质量评估

自然图像质量评估方法 (Naturalness Image Quality Evaluator, NIQE)^[85] 不需要人为主观评价作为依据, 参考了人们对于图像中的高对比度区域存在敏感性, 然后使用多元高斯分布 (Multivariate Gaussian Distribution, MGD) 建立图像中显著区域的特征模型。NIQE 首先使用归一化法计算图像的归一化亮度, 然后将图像切为 $n \times n$ 的小块提取其特征和计算其平均方差, 使用高斯分布模型拟合图像块, 基于快速模板匹配算法求解出 16 个参数, 最后在双尺度下提取图像特征便可以得到 36 个特征。NIQE 的计算过程使用了 MVG 模型, 该模型公式为:

$$f_x(x_1, x_2, \dots, x_{36}) = \frac{1}{2\pi^{k/2}|M|^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \nu)^T \cdot M^{-1}(x - \nu)\right) \quad (2-18)$$

式中, $(x_1, x_2, \dots, x_{36})$ 是提取出的 36 个图像特征, 通过最大似然估计法求解均值参数 ν 和方差矩阵参数 M 。这些参数数值越大, 则说明图像质量越高。

2.4.5 无参考图像空间质量评估

2012 年, Mittal 等人^[86] 提出一种无参考图像空间质量评估 (Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator, BRISQUE)。首先, BRISQUE 使用空间域中局部归一化亮度系数的统计模型 (Mean Subtracted Contrast Normalized, MSCN), 通过过弥合出均值为零的广义高斯分布 (Generalized Gaussian Distribution, GGD) 输出 2 个特征; 然后, 选取当前像素与下方, 右方, 主、次对角线 4 个方向分别计算 MSCN, 拟合出非对称性广义高斯分布 (Asymmetric Generalized Gaussian Distribution, AGGD) 输出四个方向 AGGD 的 16 个特征; 为了获得更好的效果, 通过对原图和 0.5 倍原图大小的图像分别提取上述特征, 最后在两种尺度下的每幅图像最终输出 36 个特征, 再将这些特征输入支持向量回归 (Support Vector Regressor, SVR) 中做回归得到图像的质量得分。该图像质量评价模型用来表征由于失真而造成的图像自然度的可能损失。BRISQUE 的范围从 0 到 100, 其值越大, 图像质量越差。

2.4.6 水下图像质量评估

2015 年, Yang 等人^[87] 发现图像的锐度和色彩因子与主观图像质量感知存在相关性, 提出一种专门为评价水下图像质量的评估模型, 叫作水下彩色图像质量评估 (Underwater Color Image Quality Evaluation, UCIQE), 用于量化水下工程和监测图像的非均匀色彩投射、模糊和低对比度。将图像从 RGB 颜色模型转换到 CIE-

Lab 颜色模型并建立对比度(Contrast)、色度(Colorfulness)和饱和度(Saturation)三个分量的线性模型。UCIQE 可以表示为:

$$UCIQE = c_1 \times \sigma_c + c_2 \times con_l + c_3 \times \mu_s \quad (2-19)$$

式中, σ_c , con_l 和 μ_s 分别表示为图像色度的标准差, 图像亮度的对比度和图像饱和度的平均值, c_1 , c_2 , c_3 分别代表三个指标的权重值。水下图像质量评估(Underwater Image Quality Measure, UIQM) [88] 构建水下图像中色度(Underwater Image Colorfulness Measure, UICM), 清晰度(Underwater Image Sharpness Measure, UISM) 和对比度(Underwater Image Contrast Measure, UIConM) 的线性组合。UCIQE 和 UIQM 越大表明水下彩色图像质量越好。

2.5 本章小结

本章首先介绍了海洋光学成像研究并引入经典的水下图像成像模型, 详细介绍了光线在水下传播时受水体的吸收和散射以及选择性衰减特性, 水下图像的形成被认为是直接照明、前景散射和背景散射组成, 并简化为直接分量和背景散射的线性组合。然后, 详细地介绍了直方图滑动拉伸、基于融合的水下图像增强和基于瑞利分布的直方图拉伸三种水下图像增强方法和基于 DCP、基于 WCID 和基于 UDCP 的水下图像复原方法。为了评估各种增强方法的实验结果, 本章还介绍了 MSE/RMSE/PSNR 与 SSIM/FSIM 全参考图像评价模型和 ENTROPY、NIQE、BRISQUE 与 UIQM/UCIQE 无参考图像评价模型。

第三章 基于自适应直方图拉伸的水下图像增强

水下图像增强研究中通过对不同颜色模型的特定分量进行处理，起到针对性的增强效果，然而，盲目地使用滑动拉伸方法调整不同分量的直方图分布，造成水下图像过增强、噪声放大和细节信息丢失。本章提出一种基于自适应直方图拉伸的水下图像增强方法：首先，基于 Gray-World 理论对 G-B 通道进行颜色均衡化预处理；然后，根据 R-G-B 通道的分布特性和光线在水下传播时的选择性衰减，在 RGB 颜色模型中基于参数动态优化的自适应直方图拉伸，并使用导向滤波器降噪。最后，在 CIE-Lab 颜色模型对 L 亮度分量和 a, b 色彩分量分别进行线性和曲线自适应拉伸优化。本章方法适用于多种复杂环境下的水下图像。

3.1 方案框架

为保证不同类型水下图像的增强效果，本章节提出在两种颜色模型下自适应直方图拉伸的水下图像增强方法。首先，在RGB颜色模型的将图像的三个通道分离，基于Gray-World理论对G-B通道进行颜色均衡化预处理；然后，根据R-G-B通道的直方图分布特性选择原始图像的拉伸区间、基于不同颜色光线在水下传播时的选择性衰减特性估计期望的拉伸区间，依据直方图拉伸前范围和拉伸后期望范围确定直方图自适应拉伸方法，并利用导向滤波器降噪；最后，将图像转换到CIE-Lab颜色模型，分别对 L 亮度分量和 a, b 色彩分量分别进行归一化处理和自适应调整。水下图像增强方法的流程图如图3-1所示。

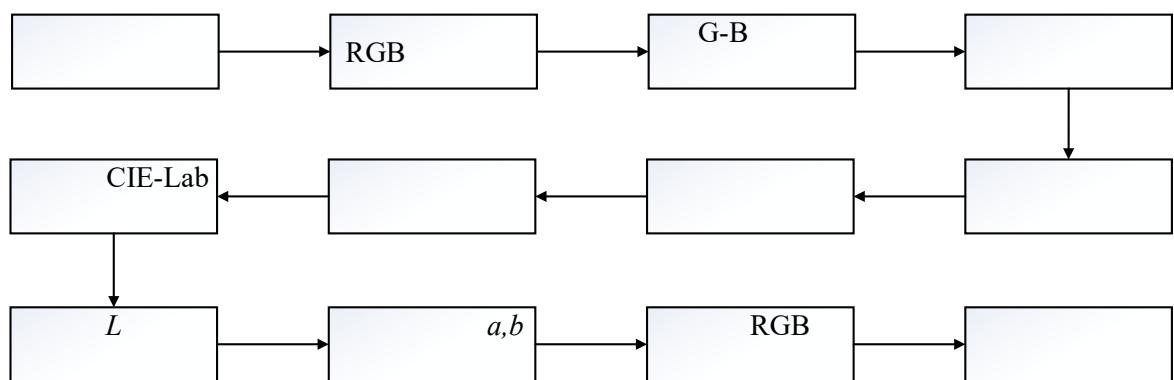


图 3-1 水下图像增强框架

Fig. 3-1 Framework of underwater image enhancement

3.2 基于灰度世界猜想的 G-B 通道颜色均衡化

在水下环境中,由于图像中红色通道相对较暗因此大多呈现蓝绿色调。2010年,Iqbal 等人^[39]提出的颜色均衡化以蓝色为标准分别对红色和绿色进行纠正, R-G 通道分别乘上均衡化系数。2015 年, Ghani 等人^[44]基于 VKH 的变形式,首先计算 R-G-B 每个通道的平均值,选取三个平均值的中间值作为平衡标准对其余两个通道进行颜色均衡化。上述方法存在一定的风险:一旦红色通道分量偏低,预处理的图像很容易产生红色通道过饱和,直接影响下一步图像增强。本文根据 Gray-World 阐述在灰度世界中完美彩色图像的平均值是 0.5,公式如下:

$$(R_{\text{avg}} + G_{\text{avg}} + B_{\text{avg}})/3 = 0.5 \quad (3-1)$$

式中, R_{avg} 、 G_{avg} 和 B_{avg} 分别表示红色、绿色和蓝色通道的归一化平均值。水下图像的红色通道很难通过简单的颜色均衡化进行补偿,往往盲目的纠正会引起彩色失真。因此我们不把红色通道作为纠正对象,只对 G-B 两通道进行初步纠正,计算公式如下:

$$\begin{aligned} G_{\text{avg}} &= \frac{1}{255*MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I_g(i,j), \theta_g = \frac{0.5}{G_{\text{avg}}} \\ B_{\text{avg}} &= \frac{1}{255*MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I_b(i,j), \theta_b = \frac{0.5}{B_{\text{avg}}} \end{aligned} \quad (3-2)$$

式中, θ_g, θ_b 分别为 G-B 通道的均衡化系数, M 和 N 代表这幅图像的空间分辨率。

G-B 通道分别乘以参数 θ_g, θ_b , 得到调整后的像素, 计算公式如下:

$$G' = \theta_g * G, \quad B' = \theta_b * B \quad (3-3)$$

式中, G, B 为输入图像的像素点, G', B' 为颜色均衡化后的像素点。

3.3 在 RGB 颜色模型中的自适应直方图拉伸

全局直方图拉伸是将分布集中的直方图调整到全局范围,加大前景和背景灰度的差别以达到增强对比度的效果。Iqbal 等人^[38,39]将全局直方图拉伸应用在 RGB 颜色模型和 HSI 颜色模型,但是输出结果仍然存在大量蓝绿色分量以及引入部分噪声。由于光线在水中传播时呈现选择性衰减, R-G-B 通道的直方图表现出各自的分布特性,盲目的全局直方图拉伸不但会引入噪声降低图像的可视度,而且会引入伪影导致颜色失真。因此,水下图像的直方图拉伸需要合理考虑其成像特性、三种光

线在水下传播时的衰减特性及 R-G-B 通道的直方图分布规律。自适应直方图拉伸的创新点在于动态地选择需要拉伸的范围和期望的范围。

3.3.1 原始图像的拉伸区间选择

统计分析大量水下图像的直方图分布，我们能够发现水下图像的直方图分布与瑞利分布（Rayleigh Distribution, RD）相似^[43]，瑞利分布的概率公式如下：

$$RD = \frac{x}{a^2} e^{-x^2/2a^2}, x \geq 0, a > 0 \quad (3-4)$$

式中，分布函数的尺度参数 a 是众数，表示每个 R-G-B 通道直方图中的峰值，当某个通道呈现正态分布时，中位数和众数是同一个值。我们选择每个通道的众数作为分界点确定直方图拉伸的范围。

在自适应直方图拉伸时，为了减少极端像素点，例如噪点、极大值或极小值，对拉伸的影响，我们选取输入图像中整个直方图 0.5% 到 99.5% 的像素值作为拉伸范围，计算公式如下：

$$\begin{aligned} I_{min} &= Ps.st[Ps(a) * 0.5\%] \\ I_{max} &= Ps.st[-(Ps.len - Ps(a)) * 0.5\%] \end{aligned} \quad (3-5)$$

式中， I_{min} 、 I_{max} 表示最小、最大拉伸值， Ps 是 R-G-B 通道的像素集， $Ps.st$ 是 Ps 像素集从小到大的正向排列， $Ps(a)$ 是直方图分布中众数的索引值， $Ps.st[x]$ 代表正向排列的像素集中索引为 x 的值， $Ps.len$ 表示图像的大小 (600×400)。

3.3.2 期望的拉伸区间估计

全局直方拉伸时期望拉伸范围为 [0, 255]，图像中仍然存在大量蓝绿色光亮，为了能够获得最优的期望拉伸范围，因此动态地定义 R-G-B 通道中最小期望拉伸值 $O_{\lambda min}$ 和最大期望拉伸值 $O_{\lambda max}$ 。

首先，计算瑞利分布的标准偏差 σ_λ ，公式如下：

$$\sigma_\lambda = \sqrt{\frac{4-\pi}{2}} a_\lambda = 0.655 a_\lambda \quad (3-6)$$

式中， $\lambda \in \{R, G, B\}$ 表示 R-G-B 通道， a 为某一个通道的众数。在公式(3-7)中定义最小期望拉伸值 $O_{\lambda min}$ 。

$$O_{\lambda min} = a_\lambda - \beta_\lambda * \sigma_\lambda, 0 \leq O_{\lambda min} \leq I_{\lambda min} \quad (3-7)$$

式中， β_λ 可以通过公式(3-6)和公式(3-7)可以计算获得。

$$\frac{a_\lambda - I_{min}}{\sigma_\lambda} \leq \beta_\lambda \leq \frac{a_\lambda}{\sigma_\lambda} \quad (3-8)$$

式中，假设 $a_\lambda \geq I_{min}$ ，可以确定 $0 \leq \beta_\lambda$ 。将公式(3-6)带入到公式(3-8)的右边，我们可以获得 $\beta_\lambda \leq 1.526$ 。定义 $\beta_\lambda \in Z$ ， β_λ 只有一个解 $\beta_\lambda = 1$ ，因此公式(3-7)可以被简化成公式(3-9)。

$$O_{\lambda min} = a_\lambda - \sigma_\lambda \quad (3-9)$$

光线在水中传播表现不同衰减等级，对于求取期望的最大范围，我们必须单独分析 R-G-B 通道的特性分别计算获得。根据简化的成像模型，清晰的图像 $J_\lambda(x)$ 通过公式(3-10)复原。

$$J_\lambda(x) = \frac{I_\lambda(x) - (1-t_\lambda(x))B_\lambda}{\kappa t_\lambda(x)} \quad (3-10)$$

通过实验分析表明， $\kappa = 1.25$ 和 $\kappa = 0.85$ 分别表示红色和蓝绿色通道的经验最优值。最大期望拉伸值 O_{max} 可以通过公式(3-11)得到。

$$\text{Max}(J_\lambda(x)) = \text{Max}\left(\frac{I_\lambda(x) - (1-t_\lambda(x))B_\lambda}{\kappa t_\lambda(x)}\right) \quad (3-11)$$

当 $B_\lambda = 0$ 时， $J_\lambda(x)$ 得到最大值。最大期望拉伸值 O_{max} 定义为公式(3-12)：

$$O_{\lambda max} = \frac{I_\lambda}{\kappa * t_\lambda} = \frac{a_\lambda + \mu_r * \sigma_\lambda}{\kappa * t_\lambda}$$

$$I_{\lambda max} \leq O_{\lambda max} \leq 255 \quad (3-12)$$

式中， $t_\lambda(x)$ 通过公式(2-7)得出，在海洋一级标准中，大约 98% 的 $Nrer(\lambda)$ 对于 R-G-B 通道分别设定为 0.83, 0.95, 0.97， $d(x)$ 设定为常数值 4~6，表示场景和照相机之间的距离。在各通道直方图分布中， I_λ 表示众数右边的数值 ($I_\lambda = a_\lambda + \mu_r * \sigma_\lambda$)。基于 $O_{\lambda max}$ 的范围值，系数 μ_λ 满足如下不等式(3-13)：

$$\frac{\kappa * t_\lambda * I_\lambda}{\sigma_\lambda} \leq \mu_\lambda + 1.526 \leq \frac{\kappa * t_\lambda * 255}{\sigma_\lambda} \quad (3-13)$$

式中， μ_λ 在整数域中可能没有解，当 μ_λ 存在多解时，我们选定所有解的平均值。当 μ_λ 无解时，我们简单地设定 $O_{\lambda max}$ 为 255。

3.3.3 自适应直方图拉伸

上述两节具体介绍了直方图拉伸前范围和拉伸后期望范围，接下来具体介绍四种拉伸方式。

- 1) 当 β_λ 无解且 μ_λ 无解时，使用全局直方图拉伸公式(2-9)，选取输入图像中整个直方图 0.5% 到 99.5% 的像素点作为拉伸范围，期望拉伸范围为 [0, 255]。
- 2) 当 β_λ 有解但 μ_λ 无解时，按照两部分拉伸。

(1) 整幅图像前 0.5% 的像素点采用以下公式:

$$p_{out} = (p_{in} - I'_{min}) \left(\frac{O_{min}}{I'_{min}} \right) + I'_{min} \quad (3-14)$$

式中, p_{in} 和 p_{out} 分别代表了输入和输出像素值, I'_{min} 是整个像素集的最小值, O_{min} 为期望拉伸最小值。

(2) 整幅图像后 99.5% 的像素采用全局直方图拉伸公式, 期望拉伸范围为 $[O_{min}, 255]$ 。

$$p_{out} = (p_{in} - I_{min}) \left(\frac{O_{max} - O_{min}}{I_{max} - I_{min}} \right) + O_{min} \quad (3-15)$$

式中, p_{in} 和 p_{out} 分别代表了输入和输出像素值, I_{min} 是公式(3-6)中代表的像素值, O_{min} 为期望拉伸最小值, O_{max} 为 255.

3) 当 β_λ 无解但 μ_λ 有解时, 步骤和上述情况相似。

4) 当 β_λ 有解且 μ_λ 有解时, $\beta_\lambda = 1$ 是确定值, 一旦出现 μ_λ 有多个值, 选取其平均值作为最终参数。因此我们可以依次的得出最小像素值 O_{min} 和最大像素值 O_{max} 。其中 $O_{\lambda min} = a_\lambda - \sigma_\lambda$; $I_\lambda = a_\lambda + \mu_\lambda * \sigma_\lambda$ 。最后采用三段式拉伸, 如图 3-3 中在 RGB 颜色模型中的自适应直方图拉伸部分所示:

(1) 整幅图像前 0.5% 像素集的拉伸公式:

$$p_{out} = (p_{in} - I_{min}) \left(\frac{O_{min}}{I_{min}} \right) + I_{min} \quad (3-16)$$

式中, p_{in} 和 p_{out} 分别代表输入和输出像素值, O_{min} 为期望拉伸最小值, I_{min} 为输入图像拉伸最小值。

(2) 输入图像中整个直方图的 0.5% 到 99.5% 像素集的直方图滑动拉伸公式

$$p_{out} = (p_{in} - I_{min}) \left(\frac{O_{max} - O_{min}}{I_{max} - I_{min}} \right) + O_{min} \quad (3-17)$$

式中, p_{in} 和 p_{out} 分别代表了输入和输出像素值, (I_{min}, I_{max}) 代表原图像拉伸区间, (O_{min}, O_{max}) 代表获取期望的拉伸区间。

(3) 整幅图像后 0.5% 像素集的拉伸公式:

$$p_{out} = (p_{in} - I_{max}) \left(\frac{O_{max}}{I_{max}} \right) + I_{max} \quad (3-18)$$

式中, p_{in} 和 p_{out} 分别代表了输入和输出像素值, I_{max} 是原图像拉伸最大值, O_{max} 是期望拉伸最大值。

3.4 CIE-Lab 颜色模型下的自适应拉伸

与 RGB 空间不同，Lab 空间是根据国际照明委员会（Commission Internationale d'Eclairage, CIE）在 1931 年所制定的颜色度量国际标准建立起来的，并于 1976 年被改进，被命名为一种色彩模式。Lab 颜色模型中 L 分量表示图像亮度，其取值范围为 $[0, 100]$ ($L=0$ 时最暗， $L=100$ 时最亮)，表示为从纯黑到纯白， a, b 颜色分量分别表示从绿色到红色和从蓝色到黄色，取值范围都为 $[-127, 128]$ 。如图 3-2 所示。

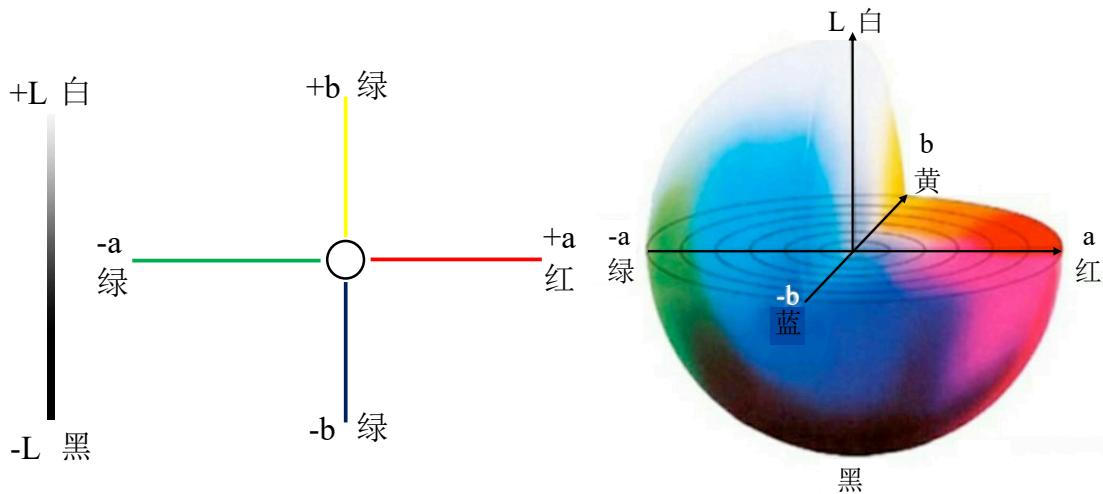


图 3-2 CIE-Lab 颜色模型

Fig. 3-2 CIE-Lab color Model

RGB 颜色模型无法直接转换到 LAB 颜色模型，需要先转换成 XYZ 再转换成 Lab ，因此转化公式分为两部分：

(1) RGB 转 XYZ

假设 r, g, b 为 RGB 通道，使用非线性 $gamma$ 函数提高空间转换后图像的色调，转换公式如下：

$$\begin{cases} R = gamma\left(\frac{r}{255}\right) \\ G = gamma\left(\frac{g}{255}\right), \quad gamma(x) = \begin{cases} \left(\frac{x+0.055}{1.055}\right), & (x > 0.04045) \\ \frac{x}{12.92}, & (others) \end{cases} \\ B = gamma\left(\frac{b}{255}\right) \end{cases} \quad (3-19)$$

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.4124 & 0.3576 & 0.1805 \\ 0.2126 & 0.7152 & 0.0722 \\ 0.0193 & 0.1192 & 0.9505 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (3-20)$$

(2) XYZ 转 Lab

$$L = \begin{cases} 116\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - 16, & \left(\frac{Y}{Y_n}\right) > 0.008856 \\ 903.3\left(\frac{Y}{Y_n}\right), & (\text{others}) \end{cases} \quad (3-21)$$

$$\begin{cases} a = 500 * [f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right)] \\ b = 200 * [f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right)] \end{cases}, \quad f(t) \begin{cases} t^{\frac{1}{3}}, & t > 0.008856 \\ 7.787 * t + \frac{16}{116}, & (\text{others}) \end{cases} \quad (3-22)$$

式中， X_n, Y_n, Z_n 分别默认为 95.047, 100.0, 108.883。

首先，将水下图像从 RGB 颜色模型转换到 CIE-Lab 颜色模型，然后将对比度纠正后的图像转化到 CIE-Lab 颜色模型并进行颜色纠正。 L 分量表示图像亮度，当 $a = 0, b = 0$ 时，颜色通道将呈现中性灰度值。因此， a, b 分颜色分量的渐变梯度可以通过调整得到正确的纠正色，然而 L 亮度分量用来调整图像的整体亮度。将 L 分量归一化处理，通过分析 L 分量的直方图分布特性，采用以下拉伸方式：

$$F_s(V) = \frac{V - \min(V)}{\max(V) - \min(V)} \quad (3-23)$$

式中， V 表示 L 分量归一化向量，为了防止噪声和极端像素点对 L 亮度分量的归一化处理，本文选取 0.1% 到 99.9% 直方图像素作为优化拉伸范围。

在本实验中，将 a, b 分量的范围调整为 $[0, 255]$ ，其中 128 是中间值，首先对色彩两个分量进行归一化处理， a, b 分量采用公式(3-24)进行自适应调整。

$$p_\chi = \frac{I_\chi}{\varphi^{|I_\chi - 0.5|}}, \quad \chi \in \{a, b\} \quad (3-24)$$

式中， I_χ 和 p_χ 分别表示输入和输出值， $\chi \in \{a, b\}$ 表示 a, b 颜色分量。其中， φ 是最优的实验结果值，确定为 1.5~2.0。公式(3-24)使用一个指数函数作为一个重分布系数，并且 I_χ 越接近于 0.5，幅度越小。在 RGB 颜色模型经过自适应直方图拉伸后的增强图像仍然存在蓝绿色偏差问题，根据颜色偏差的程度使用指型曲线函数调整图像色彩。

原始图像经过在 RGB 颜色模型中自适应直方图拉伸和在 CIE-Lab 颜色模型中线性和非线性调整后，最终可以得到高对比度、平衡化、饱和化的清晰图像。图 3-3 是水下图像中红色通道在不同颜色模型的直方图拉伸过程示意图。

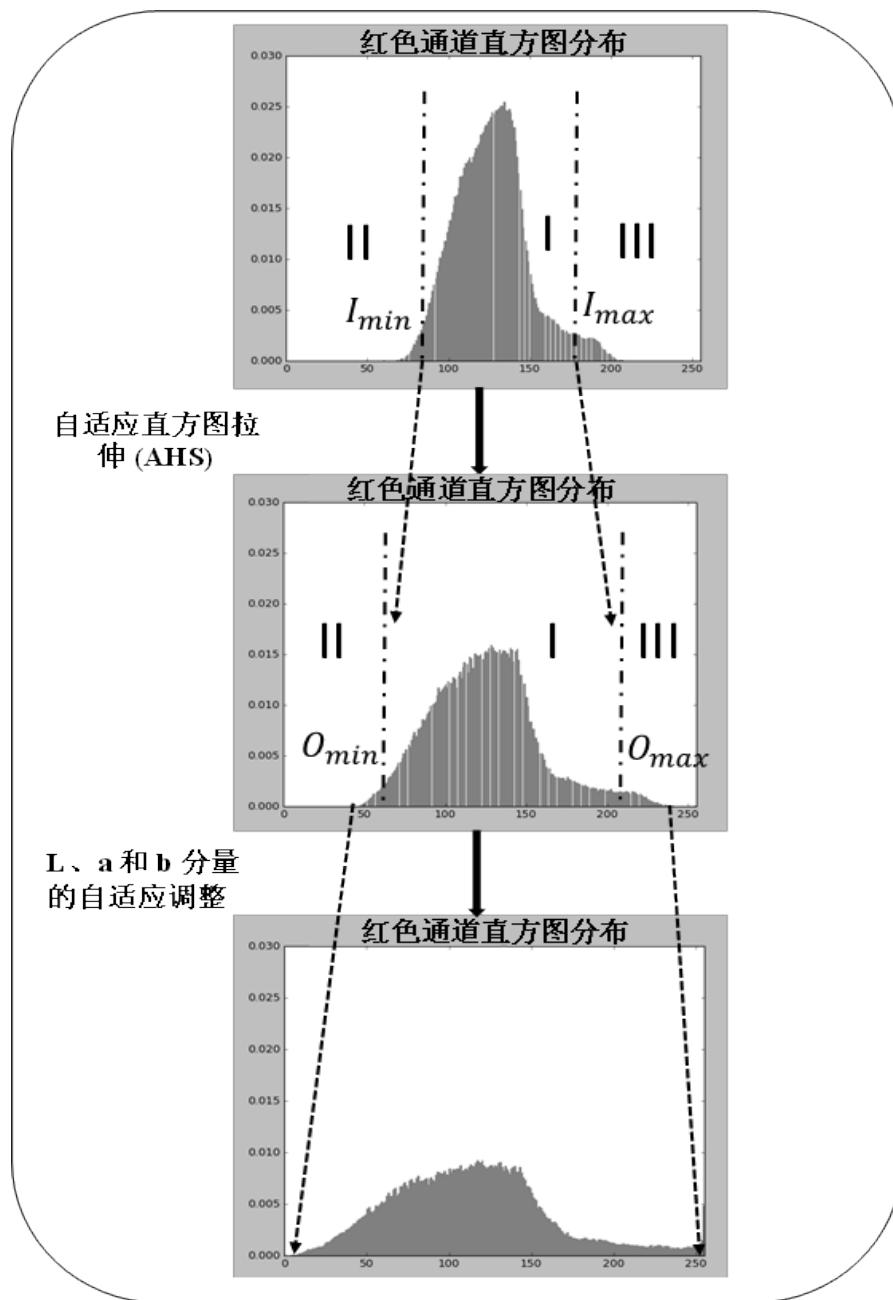


图 3-3 红色通道的拉伸示意图

Fig. 3-3 Flowchart of stretching processing in red channel

3.5 实验结果与分析

本章节从主观性能和客观性能两方面将本章方法与传统的非物理水下增强方法、水下图像复原方法做出比较，验证本章方法的增强结果在对比度、饱和度均衡化、亮度增强等方面的性能。Iqbal 等人分别在 2007 年和 2010 年提出的 ICM^[38]和 UCM^[39]，是简单有效的基于非物理模型的增强方法，在直方图调整方面与本章提

出的方法存在相似性。因此将 ICM 和 UCM 作为比较对象，进一步说明本章方法的健壮性和鲁棒性。此外，本章方法和纯粹基于物理模型的水下图像复原方法，包括被广泛应用于水下图像复原的 DCP^[60]、基于 DCP 的水下图像复原^[63]和 DCP 改进后的 UDCP^[65]进行比较分析。

3.5.1 主观性能分析

图 3-4 给出了原图和本章方法与其他四种方法的输出结果及对应的直方图分布。在图 3-4 的第二行中原始图像和增强图像的灰度直方图 x 轴的范围从 0 到 255，图(a)和图(b)的灰度直方图分布比较集中，进一步说明彩色图像表现出对比度低、可见度差的原因。图(c)和图(d)的灰度直方图存在有些分量过多的现象，恰恰解释图(c)偏亮而图(d)偏暗。ICM 和 UCM 的输出结果大致相同，考虑到论文空间有限，因此本章节选择输出结果较好作为比较对象。图(e)和图(f)的灰度直方图分布在整个范围，基于灰度世界假设的结论，本章提出的自适应直方图分布得出的结果在直方图分布上更合理。

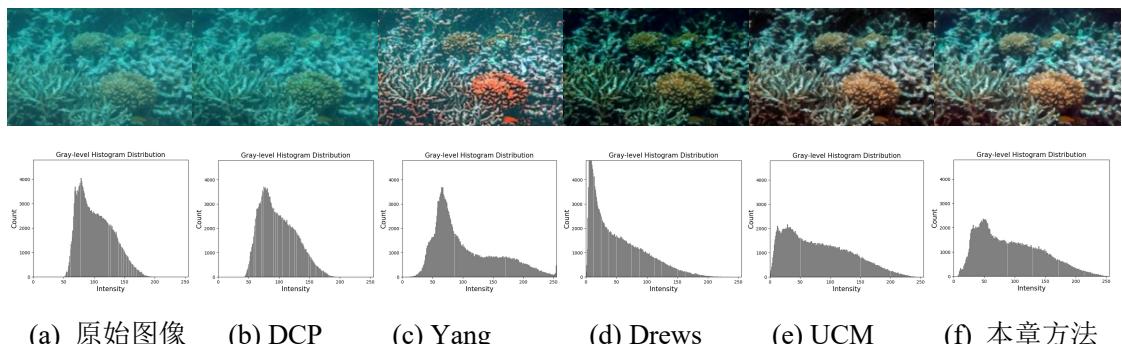


图 3-4 直方图分布（原始图像和增强后图像在上一行以及对应的灰度直方图分布在下一行）

Fig. 3-4 Histogram distribution (Original image and enhanced images on the top and their corresponding gray-level histogram distributions on the bottom)

图 3-5 对比了不同类型的水下图像经过多种水下图像增强、复原方法后的处理结果，可以很明显地看出本章方法的结果比其他方法的结果更自然、清晰。由于直方图拉伸前后的范围影响增强图像的强度，本文通过分析水下图像的 R-G-B 通道的直方图分布特性，考虑水下图像的成像特性、不同波长的光线在水中传播时的选择性衰减和高质量水下图像多呈现瑞利分布，提出符合水下图像增强的自适应直方图拉伸方法。图 3-5(f)中没有产生过增强或欠增强的区域，更不会出现颜色衰减的现象。

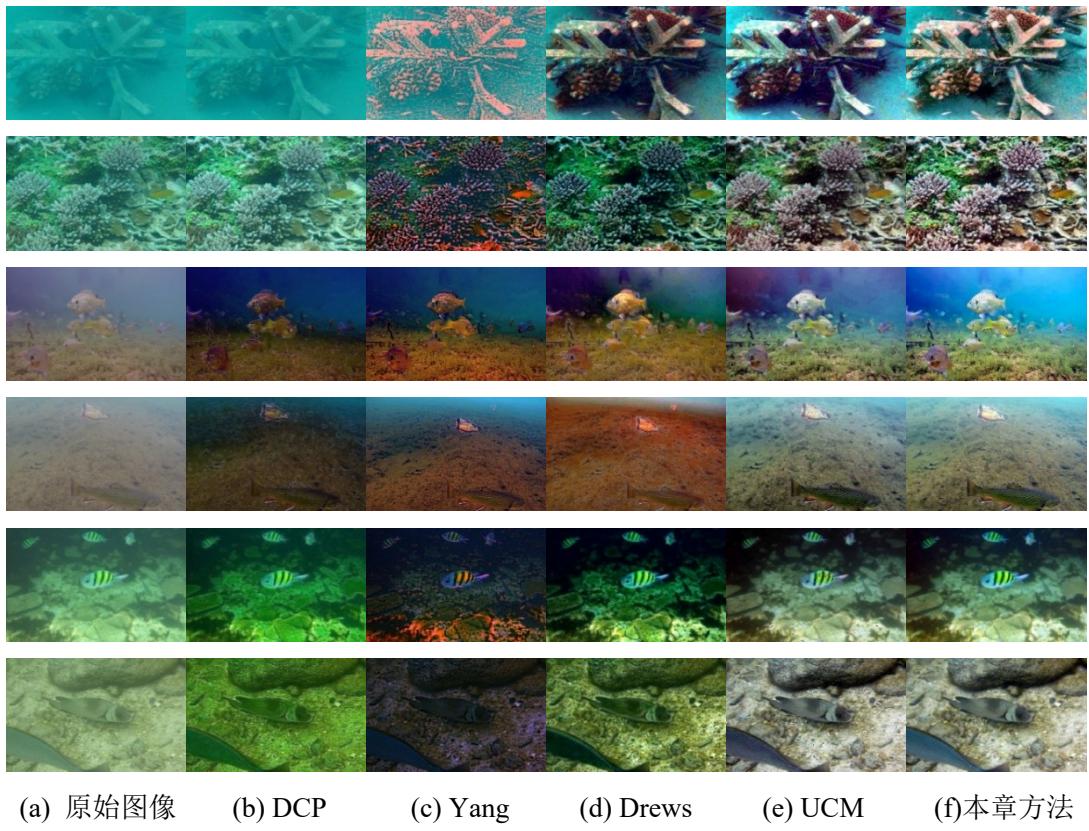


图 3-5 定性分析(图像放大获得最好的视觉效果)

Fig. 3-5 Quantitative assessment (Best view on high-resolution display with zoom-in)

在图 3-5 前两行图像中, 由于原始图像的蓝绿色分量偏多, 直接采用 DCP 的输出结果和原始图像几乎没有变化, 说明了何凯明提出的适用于户外图像去雾的 DCP 不能成功地复原水下图像甚至降低图像的可视性。Yang 等人^[63]直接将 DCP 用在水下图像复原上然后使用颜色对比度增强作为后处理, 由于忽略复原图像中红色分量太少、蓝绿色分量偏多, 增强后图像表现出偏红色。UDCP^[65]可以避免少量红色通道信息的影响, 不但去除蓝绿色偏差而且提高红色分量的亮度, 最后可以获得相对清晰的水下图像。在最后三行图像中, 由于复原方法存在一些实际问题, 例如水下图像成像模型的复杂性和先验知识的可靠性, 因此基于 DCP、基于 UDCP 的水下图像复原方法都不能平衡水下图像的颜色、提高水下图像的对比度, 甚至降低原始图像的可视度。UCM 通过在两种颜色模型均衡化, 有效地增强了水下图像的色度和对比度。在前四幅增强图像中, 我们可以发现图像中存在大量的过饱和、欠饱和、过增强和欠增强的区域, 部分图像仍然存在蓝绿偏色。在最后两幅图像中, UCM 放大噪声并引入伪影, 降低图像的对比度和可视度。图 3-6 放大显示图 3-5(e) 最后两行照片中的局部噪点。



图 3-6 局部噪声

Fig. 3-6 Local noise

综上所述，虽然 ICM 和 UCM 从整体上提高图像的对比度和饱和度，但是整幅图像出现过饱和现象、未去除蓝绿色偏，同时引入明显的噪声。基于 DCP 的复原结果并没有提高图像的质量甚至降低整体效果，其效果总体较 ICM 和 UCM 差。基于 UDCP 的水下图像增强方法在估计背景光时直接选取暗通道先验中最亮的点作为背景光，在复原特殊水域的图像时也会失败（例如图像中存在人造光区域、暗淡区域或者前景比背景亮）。本章方法增强后的水下图像可以获得更好的对比度和平衡的饱和度，并且使得前景目标明显地与背景区分离。

3.5.2 客观性能分析

从主观性能分析可以看出本章方法的增强结果在各项视觉指标中都获得最好的增强效果。依据研究人员提出的图像评价体系，我们将合理地使用客观评价指标用以支持上述主观结论，包括信息熵（ENTROPY）、水下彩色图像质量评价（UCIQE）^[87]、高动态范围的视觉差异预测（High-Dynamic Range Visual Difference Predictor2, Q-MOS）^[89]、均方误差（MSE）和峰值信噪比（PSNR）。表 3-2 中的数据是 300 幅水下图像经过不同的增强方法处理后各指标的平均值。加粗的数字表示在对应评价指标中的最好结果，本章方法在各项定量指标中都是最好的结果。

基于物理模型的复原方法可以复原部分水下图像，但是在复原多数水下图像时未能保持色调平衡，造成颜色失真，因此基于物理模型的复原图像具有较低的熵值。ICM 和 UCM 的增强结果优于复原方法的复原结果，由于盲目的全局直方图拉伸丢失了图像中部分细节、降低图像的信息量，本章方法在提高图像对比度的同时还考虑保存图像局部信息，因此增强图像保留了更多的细节信息。最高的 UCIQE 值反映我们的增强方法很好地平衡色度、饱和度和对比度，获得最好的视觉效果。高动态范围的视觉差异预测使用先进的人类感知模型预测人为产品的可见性和图像的整体质量，包括 Q-MOS 评价指标用来评价图像质量，得分越高、质量越低。MSE 和 PSNR 通常被用来评价图像噪声。以上三个评价指标都是全参考图像质量评价指标，由于没有无损的水下图像，因此我们以原始水下图像作为参考图像。尽管如此，由于选择的参考标准一致，并不影响我们在多个方法之间的对比。表 3-2 显示

本章方法获得最佳感知质量（最低的 Q-MOS 值）和最少噪声（最低的 MSE 和最高的 PSNR）。UCM 在增强图像对比度的同时还引入大量明显的噪声，见图 3-5(e)，从而降低了 PSNR 值和提高了 Q-MOS 值。

表 3-2 不同增强方法的非参考定量分析

Table 3-2 Non-reference quantitative analysis on different enhancement methods

方法	ENTROPY	UCIQE	Q-MOS	MSE	PSNR
DCP	6.238	0.367	51.591	2926.559	13.467
Yang's	6.325	0.412	55.677	3978.658	12.133
Drews'	6.679	0.435	49.276	3248.649	13.014
ICM	7.134	0.496	42.425	1548.364	16.232
UCM	7.235	0.513	38.956	1468.251	16.463
Ours	7.631	0.628	35.782	1031.281	17.997

3.6 本章小结

本章从对比度增强和颜色纠正两方面自适应提高水下图像的视觉效果、减少外部噪声及保留图像的有用信息。与目前水下图像增强方法相比，本章提出的增强方法改进 ICM 的盲目直方图拉伸，考虑水下图像的独特性质、图像成像模型和最优水下图像的直方图分布特性最终获得清晰的水下图像。基于物理模型的水下图像复原方法计算复杂度高、适用范围低，因此基于物理模型的方法需要提高方法的时效性。定性分析和定量分析证明本章提出的增强方法可以有效地增强图像的可见性、提高图像细节和降低噪声和伪影的引入。

尽管本章方法可以获得比较理想的效果，但是仍然存在一些局限性。第一，由于没有考虑人造光源对图像增强的影响，在人造光的区域发生过饱和现象。第二，在 RGB 颜色模型中，本章只考虑场景到相机的距离却忽略光线从水面到场景的距离，丧失了水下图像成像模型的完整性，对于浅海区域的水下图像，容易造成欠增强。在未来的研究中，我们将解决以上提出的问题。此外，我们还将建立大量的高质量和模糊的水下图像数据集，提出简单有效的水下图像复原增强模型。

第四章 基于背景光融合和新水下暗通道先验的水下图像增强

目前常见的几种图像增强方法忽略了水下成像的光学属性,本文在上一章节提出了一种基于水下图像成像模型的自适应直方图拉伸方法,假设场景到相机的距离为一种经验值,增强后图像显得不够自然,颜色过于饱和。因此,本章重点考虑图像成像模型 (Image Formation Model, IFM), 基于先验知识估计两个光学参数: 背景光 (Background Light, BL) 和透射率 (Transmission Maps, TMs)。由于没有考虑到不同光线在水中传播时受到的选择性衰减特性和水下图像中不同通道的直方图分布, 现有的多种 BL 估计方法仍然不能适应多种场景、色调、环境的水下图像。为了提高水下图像 BL 估计方法的鲁棒性, 本章提出一种选择性背景光融合方法。首先, 改进三种常见的 BL 估计方法得出 RGB 通道的候选背景光, 然后从三个背景光中挑选最小值和最大值, 当水下图像的整体强度充足时表明图像的光照充足、背景光偏大, 最后基于选择性加权融合依次确定 RGB 通道的背景光。在水下图像复原中, 由于 DCP 和 UDCP 都是基于无雾、清晰的户外图像的统计结果, 直接使用那些先验去估计水下场景深度/透射率时往往失败, 因此本文收集多种高质量的水下图像作为统计样本并采用和 DCP 相似的统计方法得出符合水下图像分布特性的新水下暗通道先验 (New UDCP, UNDCP), 利用本文提出的先验估计水下图像的 TMs。为了进一步提高复原后水下图像的色度和饱和度, 将图像从 RGB 颜色模型转换到 CIE-Lab 颜色模型, 对 L 亮度分量进行直方图滑动拉伸和对 a, b 颜色分量进行中心化调整。

4.1 方案框架

目前, 大部分基于物理模型的水下图像复原方法都需要处理较长时间, 不能应用于实际环境, 因此我们应该进一步优化和提高水下图像复原的时效性。同时, 水下图像增强方法的鲁棒性低和自适应能力不足, 增强不同类型的退化图像时不能做出自适应调整。针对以上问题, 考虑水下成像机制和像素重分布理论, 本文有效地结合了基于水下图像成像模型的水下图像复原和基于像素重分布的颜色纠正, 可以适用于不同场景、不同色调、不同种类的水下图像增强。首先, 基于多个候选背景光加权融合估计方法估计正确的全局背景光; 然后, 基于 UNDCP 的红色通道 TM 估计和基于水下光学成像特性的蓝绿通道的 TM 估计分别获得 R 通道和 GB 通道的透射率; 最后, 基于 IFM 反演出复原图像。为了提高图像的可视性, 本章引入颜色平衡化作为图像增强的后处理, 将图像从 RGB 颜色模型转换到 CIE-Lab 颜

色模型，分别对 L 亮度分量和 a, b 颜色分量进行滑动拉伸与平均化调整。图 4-1 是水下图像增强的总体框图。

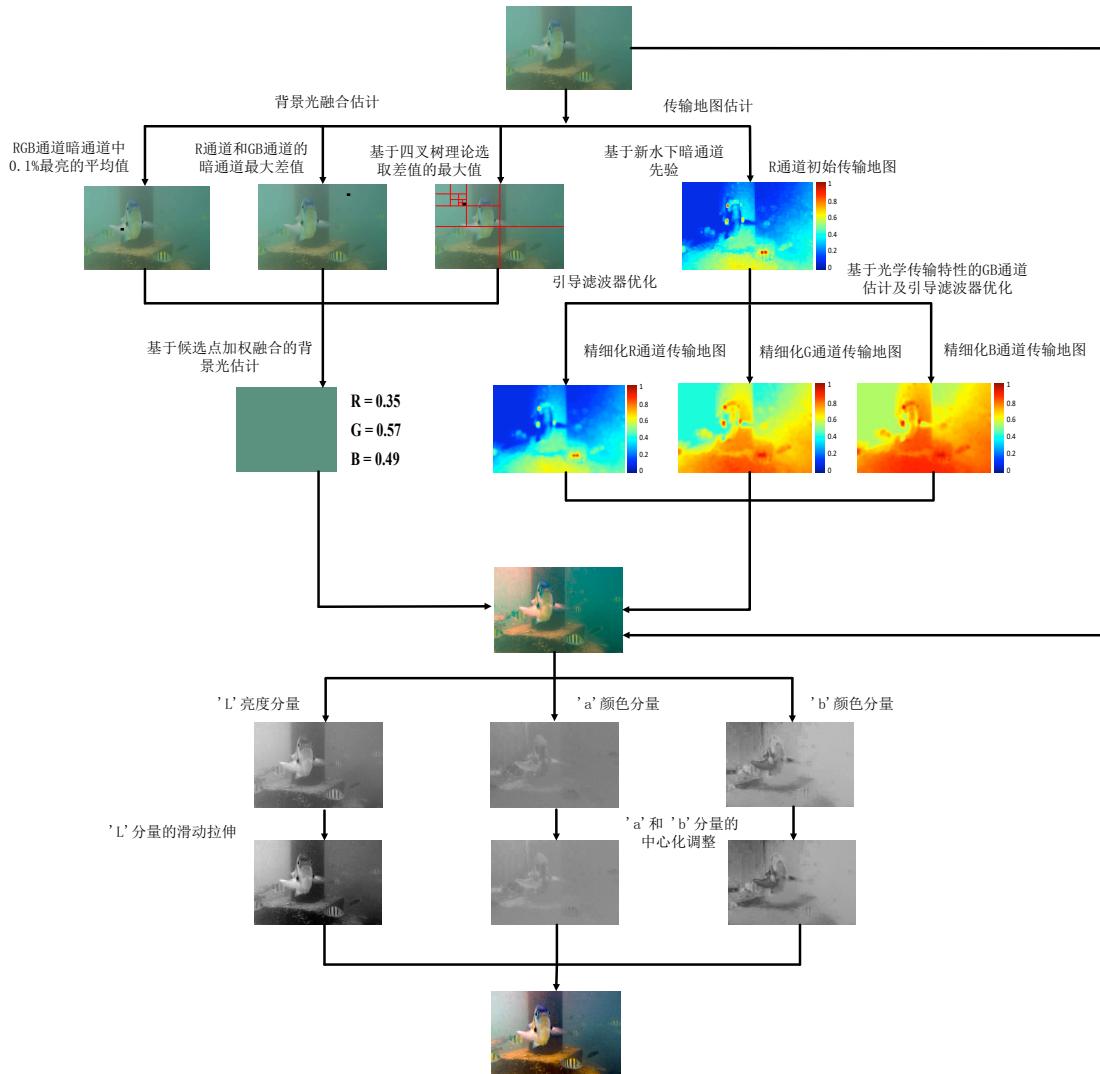


图 4-1 水下图像增强框架

Fig. 4-1 Framework of underwater image enhancement

4.2 背景光融合估计模型

常见的 BL 估计方法有：1) 选取整幅图像中最亮点；2) 选取整幅图像中最远点；3) 选取原始图像在图像的暗通道中最大值所在位置的像素或者最亮的 0.1% 所在位置对应像素点平均值；4) 基于四叉树分割算法估计 BL；5) 基于 R 通道和 GB 通道最大差异估计 BL。本章在现有方法的基础上提出三种改进方案用以估计 BL，

并考虑图像的 BL 和 RGB 通道的强度存在强关联，最后使用加权融合方法获得全局 BL。为了方便定义候选 BL，定义 R-G-B 通道表示为 RGB 通道中的某一个通道，并定义 RGB 通道中某一个通道的暗通道为：

$$I_{dark}^c(y) = \min_{y \in \Omega(x)}(I^c(y)), c \in \{r, g, b\} \quad (4-1)$$

1) 第一个 BL：首先定义在 RGB 通道下暗通道中最亮的前 0.1% 的像素点为 $BP_{0.1\%}$ ，其中 $p_{0.1\%}$ 设定为在 $BP_{0.1\%}$ 中所在位置的像素集。因此第一个 BL 被估计为这些像素点 $I_{p_{0.1\%}}^c$ 的平均值：

$$B^c_1 = \frac{1}{|p_{0.1\%}|} \sum_{x \in p_{0.1\%}} I^c(x) \quad (4-2)$$

2) 第二个 BL：基于四叉树分割算法估计 BL，假设 n 是一个从 1 开始计数的正整数，将图像分成相同大小的矩形，选择四个矩形中平均值与方差之差中最大值作为下一个待选区域，当 $n > 4$ 时，分割结束，这时可以获得最后一个局部块 p_{lv} ，定义为如下：

$$B^c_2 = \text{avg}(I^c(x)), x \in p_{lv} \quad (4-3)$$

3) 第三个 BL：为了避免估计 BL 时受到前景目标中白色物体的影响，第三个候选的 BL 基于 I_{dark}^r 和 I_{dark}^{gb} 的最大差异估计为：

$$B^c_3 = I^c(\arg \max_x (I_{dark}^r - I_{dark}^{gb})) \quad (4-4)$$

在获取融合权重前，我们首先确定两个候选 BL 的大小：

$$\begin{aligned} B^c_{max} &= \max(B^c_1, B^c_2, B^c_3) \\ B^c_{min} &= \min(B^c_1, B^c_2, B^c_3) \end{aligned} \quad (4-5)$$

然后，设定选择性加权融合函数为 S 型函数^[74]：

$$S(\alpha, \beta) = \frac{1}{[1 + e^{-m(\alpha-\beta)}]} \quad (4-6)$$

式中， $S(\alpha, \beta)$ 是一种 Sigmoid 函数的变体，其中 Sigmoid 函数经常被用作神经网络的阈值函数，函数范围为 $(0, 1)$ ，作为 BL 融合参数；考虑水下图像的整体强度与 BL 的相关性，当水下图像中 R-G-B 通道偏亮时对应 BL 也偏大；基于以上经验考虑，本文设定 m 为固定值 16，固定阈值 β 为 0.3， β 表示为 R-G-B 通道中大于 0.5 的像素个数占总数的比例为 0.3，参数 α 表示为复原前图像的 R-G-B 通道中大于 0.5 像素的数量占总数的比例，可以通过公式(4-7)确定为：

$$\alpha = \frac{\text{Size}(|I^c > 0.5|)}{\text{Size}(I^c)} \quad (4-7)$$

式中, I^c 代表每个通道像素值, $Size(|I^c > 0.5|)$ 和 $Size(I^c)$ 分别表示为复原前图像的 R-G-B 通道中像素值大于 0.5 的总数和 R-G-B 通道中像素总数。根据权重公式(4-7), 当 $\alpha \gg \beta$ 时, 权重 $S(\alpha, \beta)$ 趋向于 1, 说明原始图像的背景光很充足, 这时应该选择更亮的候选 BL 作为图像 BL。因此, BL 估计方式如下:

$$B^c = S(\alpha, \beta)B_{max}^c + (1 - S(\alpha, \beta))B_{min}^c \quad (4-8)$$

式中, B_{max}^c 和 B_{min}^c 分别表示为三个候选 BL 中的最大值和最小值。当复原前图像中 R-G-B 通道的整体强度偏大, 权重 $S(\alpha, \beta)$ 也就越大, 最大的 BL 就占有更大比例, 融合背景光 B^c 也就偏向于较大值。

本章改进三种 BL 估计方法得出三个候选 BLs, 然后选择三个候选 BLs 中的最大值和最小值后, 通过分析水下图像中 R-G-B 通道的 BL 估计特性, 得出当原始图像中 R-G-B 通道的强度越弱时背景光越暗、强度越强时 BL 越亮的结论, 得出两个候选 BLs 的权重, 最后使用选择性加权融合方法得到水下图像 BL。根据图 4-1 中 BL 融合部分的输出图像, 基于第一种 BL 估计方法 (RGB 通道中暗通道 0.1% 最亮像素的平均值) 得到的 BL 是错误的, 然而基于另外两种 BL 估计方法可以得到相似的正确结果。为了能够正确地估计 R-G-B 通道对应的 BLs, 本文考虑原始图像中 R-G-B 通道的强度与 BLs 的关系, 计算融合权重值, 最后使用选择性加权融合函数得到 R-G-B 通道 BL。

4.3 基于新水下暗通道先验性的透射率估计模型

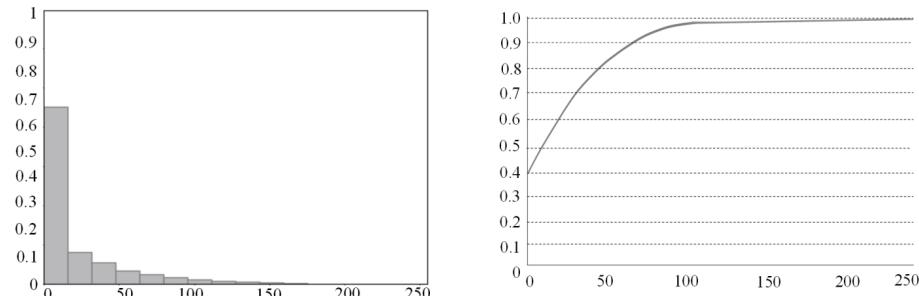
4.3.1 新水下暗通道先验性

由于水下环境和户外大雾天气相似, 暗通道先验 (Dark Channel Prior, DCP) 及其改进方法水下暗通道先验 (Underwater DCP, UDCP) 被广泛地用在 TMs 估计, DCP 和 UDCP 看似正确, 但是它们都忽略了不同光线在水中传播时不同通道的波长独立性, 一旦直接应用于水下图像复原时会产生一些问题。何凯明等人^[60] 发现户外清晰图像在局部块中至少有一个 RGB 通道的像素值近似为零, 为此, 本文采用与何凯明相似的统计方法得出新水下暗通道先验。首先, 本文从 Google Image、Flickr.com 和 shutterstock.com 等网站下载一些清晰和高分辨率 (不少于 1280×720 像素) 的水下图像作为统计数据, 为了保证统计结果的可靠性, 高清的水下图像包括水下动物、珊瑚礁、岩石、考古遗迹和潜水员等各种水下场景的图像。最后, 将所有图像调整为 400×600 像素以及暗通道计算时的局部块大小为 9×9 。部分高质量水下图像如图 4-2 所示。



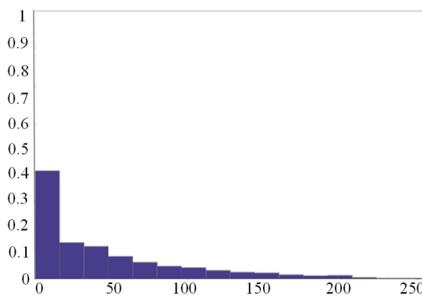
图 4-2 高质量水下图像样本

Fig. 4-2 Samples of high-quality underwater images



(a) RGB 暗通道的直方图分布

(b) RGB 暗通道的累积分布图



(c) GB 暗通道的直方图分布

(d) GB 暗通道的累积分布图

图 4-3 暗通道的直方图分布和累积分布

Fig. 4-3 Histogram distributions and cumulative distributions of dark channel

本章使用近千幅高质量水下图像作为统计数据计算这些像素的直方图分布和累积分布图。图 4-3(a-b)和图 4-3(c-d)分别表示基于我们收集的高质量水下图像统计得出的 RGB 通道暗通道和 GB 通道暗通道的直方图分布和累积分布图。图 4-3 中横坐标表示像素值，每一刻度表示 50 像素值，范围为 [0, 255]，纵坐标表示概率，每一刻度表示 0.1，范围为 [0, 1]。虽然基于本文整理的高质量水下图像数据集统计

出的累积分布情况与何凯明^[60]在 2011 年的文章中的累积分布相似，然而其结论和我们得出的新水下暗通道先验，如图 4-3(a-b)，差距很大，例如在图 4-3(b)中 0 的占有率远远小于何凯明的统计结果。考虑到将 DCP 直接用在水下图像复原中的局限性，Drews 等人^[65]提出将 GB 通道的暗通道作为水下暗通道先验，即 $J_{dark}^{gb} = 0$ ，并将此结论应用于水下图像复原。图 4-3(d)是 GB 通道的暗通道统计出的累积分布结果，和 $J_{dark}^{gb} = 0$ 结论明显不符。综上所述，我们提出符合水下图像分布的新水下暗通道先验。根据本文统计的结果发现 0, (1, 15), (16, 47) 的分布概率分别为 40%，20% 和 20%，然而何凯明的统计结论是大约 75% 的像素为 0，大约 90% 的像素低于 25。基于高质量水下图像的统计结果中低于 25 的像素值大约占到 80%，并且也符合水下暗通道先验，归一化处理后，改进的暗通道先验 $J_{dark}^{rgb} = 0.1$ 更加符合水下图像分布特性，称它为新水下暗通道先验（New UDCP, NUDCP）。

4.3.2 透射率估计

在公式(2-6)的两端采用基于局部块 $\Omega = 9 \times 9$ 的最小化操作，得到如下公式：

$$\min_{y \in \Omega} (I^c(y)) = \min_{y \in \Omega} (J^c(y)t^c(y)) + \min_{y \in \Omega} ((1 - t^c(y))B^c) \quad (4-9)$$

背景光 B^c 已知，被认为是同介质光源并且背景光值大于 0，可以直接在公式(4-9)两边分别除以 B^c ，可以得到如下公式：

$$\frac{\min_{y \in \Omega} (I^c(y))}{B^c} = \frac{\min_{y \in \Omega} (J^c(y)t^c(y))}{B^c} + \min_{y \in \Omega} (1 - t^c(y)) \quad (4-10)$$

透射率 TM 在很小的局部块中被认为是常数，公式(4-10)可以被描述为：

$$\frac{\min_{y \in \Omega} (I^c(y))}{B^c} = \frac{\min_{y \in \Omega} (J^c(y))}{B^c} t^c(x) + (1 - t^c(x)) \quad (4-11)$$

将最小滤波器用在 RGB 通道中，可以得到如下公式：

$$\min_c \left\{ \frac{\min_{y \in \Omega} (I^c(y))}{B^c} \right\} = \min_c \left\{ \frac{\min_{y \in \Omega} (J^c(y))}{B^c} t^c(x) \right\} + 1 - \min_c \{t^c(x)\} \quad (4-12)$$

式中， $\min_c \left\{ \frac{\min_{y \in \Omega} (J^c(y))}{B^c} t^c(x) \right\}$ 可以被表达为 $\min_c \left\{ \frac{\min_{y \in \Omega} (J^c(y))}{B^c} \right\} \times \min_c \{t^c(x)\}$ ，然后将 $\min_c \left\{ \frac{\min_{y \in \Omega} (J^c(y))}{B^c} \right\} \times \min_c \{t^c(x)\}$ 标记为 V ，因此 V 存在如下不等关系：

$$\frac{\min_c \left\{ \min_{y \in \Omega} (J^c(y)) \right\}}{\max_c \{B^c\}} \leq \min_c \left\{ \frac{\min_{y \in \Omega} (J^c(y))}{B^c} \right\} = V \leq \frac{\min_c \left\{ \min_{y \in \Omega} (J^c(y)) \right\}}{\min_c \{B^c\}} \quad (4-13)$$

式中，根据 NUDCP，可以得知 $\min_c \left\{ \min_{y \in \Omega} (J^c(y)) \right\} = 0.1$ ，所以上述不等式可以表达

为如下不等式：

$$\frac{0.1}{\max_c\{B^c\}} \leq V \leq \frac{0.1}{\min_c\{B^c\}} \quad (4-14)$$

由 $t_\lambda(x) = Nrer(\lambda)^{d(x)}$ 可以发现 $Nrer(Red)$ 在 RGB 通道中是最小的，也就是说当 $d(x)$ 固定时，R 通道的透射率最小，得出在局部块中 $\min_c\{t^c(x)\} = t^r(x)$ ，所以公式(4-12)改写成如下公式：

$$\begin{aligned} \min_c \left\{ \frac{\min_{y \in \Omega}(I^c(y))}{B^c} \right\} &= V \times t^r(x) + 1 - t^r(x) \\ t^r(x) &= \left(1 - \min_c \left\{ \frac{\min_{y \in \Omega}(I^c(y))}{B^c} \right\} \right) / (1 - V) \end{aligned} \quad (4-15)$$

由于 $t^r(x)$ 的取值范围是 0 到 1，当 V 越大时， $t^r(x)$ 就越容易大于 1。为了减少 TM 信息的损失，本文将 V 设定为 B_{max} ，表示选择 RGB 通道中 BLs 的最大值，最后可以得到 R 通道透射率：

$$t^r(x) = \frac{1 - \min_c \left\{ \frac{\min_{y \in \Omega}(I^c(y))}{B^c} \right\}}{1 - 0.1/B_{max}} \quad (4-16)$$

依据 RGB 通道的光学传输特性得出 RGB 通道的衰减率与对应波长和背景光有直接关系^[70]：

$$\frac{\beta^{c'}}{\beta^r} = \frac{B^{r,\infty}(m\lambda^{c'} + i)}{B^{c',\infty}(m\lambda^r + i)}, c' \in \{g, b\} \quad (4-17)$$

式中， $B^{r,\infty}$ 和 $B^{c',\infty}$ 分别表示从图像中最远点获得的 R 通道 BL 和 GB 通道 BL^[69]。其中标准 RGB 通道的波长分别是 $\lambda^r = 620nm$ 、 $\lambda^g = 540nm$ 和 $\lambda^b = 450nm$ 。这些系数分别设定为 $m = -0.00113$ 和 $i = 1.62517$ 。GB 通道的透射率计算如下：

$$t^{c'}(x) = t^r(x)^{\beta^{c'}} / \beta^r, c' \in \{g, b\} \quad (4-18)$$

设定 RGB 通道透射率的最小值为 0.1~0.3，最大值为 0.9~0.95，使用导向滤波器（Guided Filter, GF）^[90]对 RGB 透射率精细化处理。获得 RGB 通道的透射率 TMs 和背景光 BLs 后将复原参数带入复原公式：

$$J^c = \frac{I^c(x) - B^c}{t^c(x)} + B^c, c \in \{r, g, b\} \quad (4-19)$$

背景光融合估计模型和水下图像复原分别总结为算法 1 和算法 2。

算法1：背景光融合估计模型	算法2：水下图像复原
<p>输入：水下图像 $I^c(x)$</p> <p>输出：估计背景光 B^c</p> <p>初始化：水下图像中某一个通道的暗通道为 $I_{dark}^c(y)$</p> <p>for $c \leftarrow r, g, b$ do</p> <ul style="list-style-type: none"> 1. 根据公式(4-2)得到第一个背景光 B_1^c; 2. 根据公式(4-3)得到第二个背景光 B_2^c; 3. 根据公式(4-4)得到第三个背景光 B_3^c; 4. 确定融合背景光候选项: $\begin{cases} B_{max}^c = \max(B_1^c, B_2^c, B_3^c), \\ B_{min}^c = \min(B_1^c, B_2^c, B_3^c); \end{cases}$ <p>5. 根据公式(4-6)得到背景光融合权重 (Sigmoid 函数的变体 $S(\alpha, \beta)$)，其中光照强度 α 根据公式 (4-7) 获得;</p> <p>6. 根据公式(4-8)得到水下图像中 R-G-B 通道的背景光估计值;</p> <p>end for</p> <p>return B^c;</p>	<p>输入：水下图像 $I^c(x)$, 估计背景光 B^c</p> <p>输出：复原水下图像 J^c</p> <p>初始化：新水下暗通道先验 $J_{dark}^{rgb} = 0.1$</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. 考虑新水下暗通道先验和不同通道的衰减性，根据公式(4-16)得到 R 通道透射率 $t^r(x)$; 2. 依据不同通道的光学传输特性得到公式(4-17)，并根据公式(4-18)得到 GB 通道透射率 $t^{gb}(x)$; <p>for $c \leftarrow r, g, b$ do</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. 通过透射率范围的先验性限定透射率估计范围为 $t_{-L^c}(x) = \min(\max(t^c(x), 0.2), 0.9)$ 2. 使用 GF 精细化处理透射率 $t_{-GF^c}(x) = GF(t_{-L^c}(x))$; 3. 将水下图像 $I^c(x)$, 估计背景光 B^c 和精细化透射率 $t_{-GF^c}(x)$ 代入公式(4-19)得到 J^c; <p>end for</p> <p>return J^c;</p>

4.4 CIE-Lab 颜色模型下的色彩平衡

将 RGB 颜色模型的去雾图像转换到 CIE-Lab 颜色模型，并在 CIE-Lab 空间进行色彩平衡。其中， L 分量表示图像亮度 ($L=100$ 时图像最亮， $L=0$ 时图像最暗)，当 $a=0, b=0$ 时，颜色通道将呈现中性灰度值。因此， a, b 颜色分量的渐变梯度可以通过调整得到正确的纠正色，然而 L 亮度分量用来调整图像的整体亮度。为了进一步提高复原图像的亮度和对比度，滑动拉伸 L 亮度分量，直方图拉伸方式如下：

$$p_{out} = (p_{in} - I_{min}) \left(\frac{O_{max} - O_{min}}{I_{max} - I_{min}} \right) + O_{min} \quad (4-20)$$

式中， p_{in} 和 p_{out} 分别表示输入和输出像素值， I_{min}, I_{max} 和 O_{min}, O_{max} 分别表示滑动拉伸前后的最小值和最大值。为了防止噪点的影响，本文选取 0.1% 到 99.9% 直方图像素作为优化拉伸范围。

在本文实验中， a, b 色彩分量的范围为 $[-127, 128]$ ，其中 0 是中间值，为了纠正水下图像存在的偏色问题，本文对这两个色彩分量进行最优重分布调节。当 $a =$

$a, b = 0$ 时，颜色通道将呈现中性灰度值， a, b 颜色分量的优化调整如下所示：

$$L_{a,b}^* = L_{a,b} - \overline{L_{a,b}} \quad (4-21)$$

式中， $L_{a,b}^*$ 是颜色平衡后的 a, b 分量， $\overline{L_{a,b}}$ 表示对应的 a, b 分量平均值。

经过在 CIE-Lab 颜色模型中亮度增强和颜色纠正后将图像转化到 RGB 颜色模型，最终可以得到高对比度、平衡化、饱和化的清晰图像。

4.5 实验结果与分析

图 4-4 展示了部分代表不同特征、不同来源的水下图像。大多数水下图像复原方法都基于图像成像模型（Image Formation Model, IFM）和暗通道先验或者它的变体，比较本章提出的方法与具有代表性的水下图像复原方法。这些方法包括：何凯明提出的基于 DCP 的单幅图像去雾算法^[60]；基于 UDCP 的 TM 估计^[65]；基于蓝绿色通道去雾和红色通道纠正的水下图像复原^[71]；基于红色通道和蓝绿色通道最大差值（Maximum Intensity Prior, MIP）的水下图像复原方法^[62]。本章利用复原图像的主观视觉比较、使用全参考定量指标（色板颜色）和非参考定量指标进行客观定量分析，综合性地证明本章方法的优越性。



图 4-4 原始水下图像样本

Fig. 4-4 Samples of original underwater images

4.5.1 主观性能分析

为了更好地表现本章方法处理水下图像获得的增强效果，本章选择不同场景、不同目标和不同色调的典型水下图像作为对比图像。图 4-5(a)中是前景目标较白的深海龙虾（Lobster）、浅海区域的鱼群（Shoal）、浑浊海域的鱼尾（Fishtail）和存在噪声场景的珊瑚（Coral），图 4-5(b-f)是不同水下图像复原方法的复原图像。

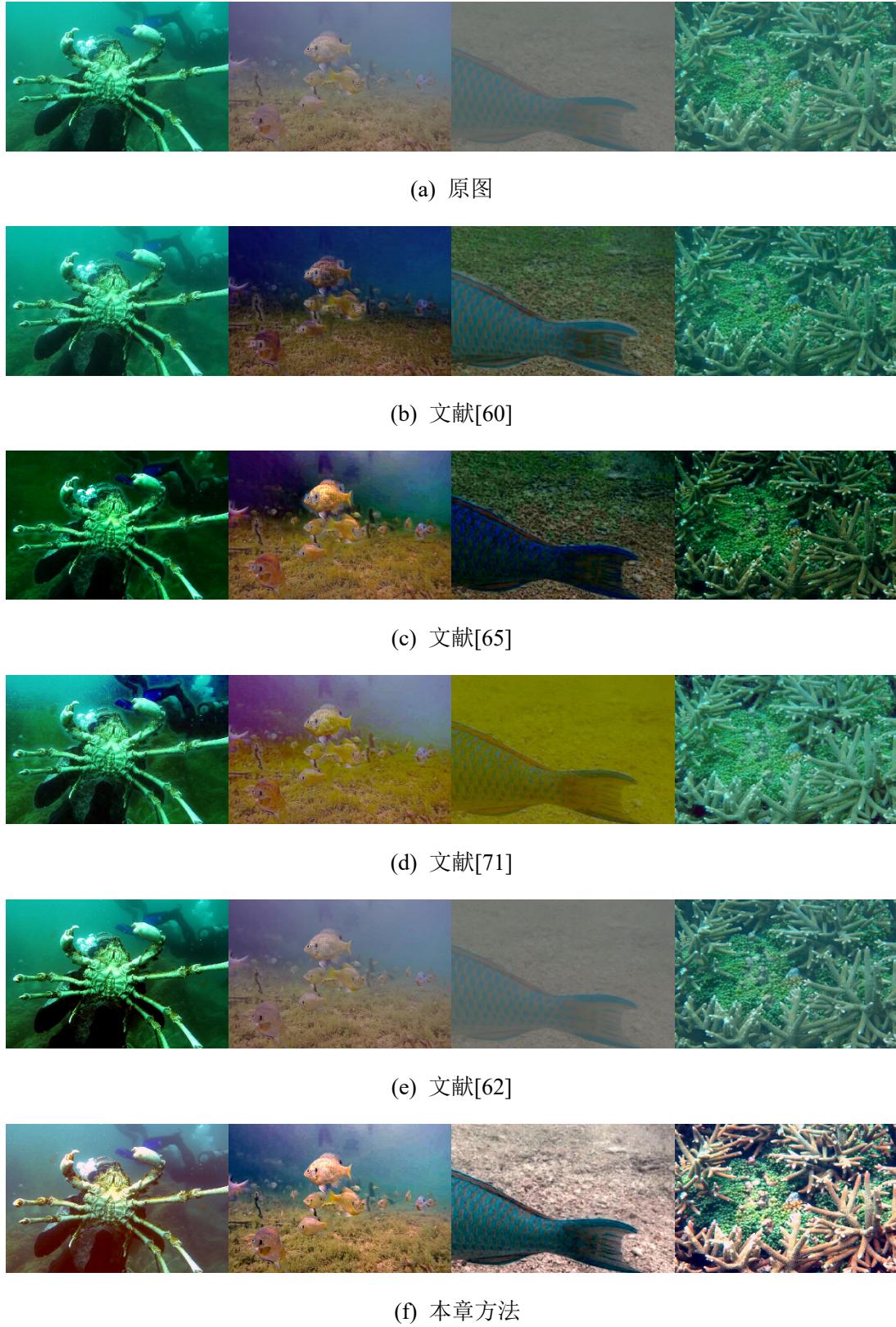


图 4-5 五种方法对经典水下图像的复原效果

Fig. 4-5 Five methods for restoration results of typical underwater images

在图 4-5(f)中，本章方法可以消除色散和蓝绿偏色的影响、复原水下图像的真实场景和提高水下图像的亮度和色彩饱和度。在图 4-5(b-c)中，虽然基于 DCP、基于 UDCP 的图像复原方法可以消除部分原始图像的朦胧感，然而复原图像的亮度、色彩和对比度没有明显增强，例如复原后深海龙虾和鱼群图像的亮度低于原始图像的亮度。在图 4-5(d)中，Li 的方法可以提高图像的视觉效果，但是得到了纠正错误的彩色图像。在图 4-5(e)中，复原的水下图像几乎和原始图像保持一致。基于 DCP、基于 UCP 和基于 MIP 的复原方法忽略了水下图像的成像特性和光线选择性衰减机制，因此上述方法认为 RGB 通道的透射率是相同，造成复原失败。尽管 Li 的方法将 GB 通道和 R 通道分开处理并使用自适应曝光纠正图像中过增强（Over-enhanced）或欠增强（Under-enhanced）区域，然而 Li 的方法只能适用于少量的水下图像。对于深海龙虾和浅海鱼群，基于 DCP、基于 UCP 和基于 MIP 的复原方法可以增强模糊度较低的水下图像，只是增强图像有不同的色调。Li 的方法可以提高图像的对比度和亮度，但是增强图像不够自然。对于从浑浊场景截取的鱼尾，DCP、UDCP 方法不仅错误地复原鱼尾的颜色和纹理，还给背景区域引入大量的蓝绿色噪声。Li 的方法和基于 MIP 方法的复原图像看起来仍然模糊，色彩单调，然而，本章方法不但保留了鱼尾的有效信息、复原鱼尾的蓝色色调和增强了前景目标的纹理特征，还有效地分割鱼尾和地表两种目标，可以提高目标识别和检测的精度。对于珊瑚礁图像，直接采用 DCP 和 MIP 得到的复原图像和原始图像几乎保持一致，说明 DCP 适用于户外图像去雾，MIP 局限于部分水下图像增强。UDCP 和 Li 的方法在提高图像对比度的同时也加剧噪声的影响和减少图像的细节。通过观察珊瑚的复原结果，本文发现对于含有噪声的水下图像，由于基于物理模型的复原方法在估计透射率使用局部块，图像中的噪声不会影响复原效果。综合以上分析，本章方法考虑水下图像的成像原理，适应于不同环境、不同色调、不同目标的水下图像复原，可以成功地去除雾气、提高图像对比度与亮度和增强单幅图像的视觉效果。

4.5.2 客观性能分析

1) 全参考定量分析

由于没有清晰自然的水下图像作为参考图像，因此水下图像复原质量评价比户外图像增强方法评价更加复杂。为了验证本章方法在复原颜色上的表现，本章选择来自于 5 米和 15 米的两个色块（Color Board）作为评估对象及在户外获取的真实图像（Ground Truth）作为参考图像。图 4-6 展示了真实图像、不同深度的水下图像、有效的对比区域和不同方法的复原结果。图 4-6(a-c)是从参考文献[64]中直接

截取，分辨率比较低，存在明显噪声。

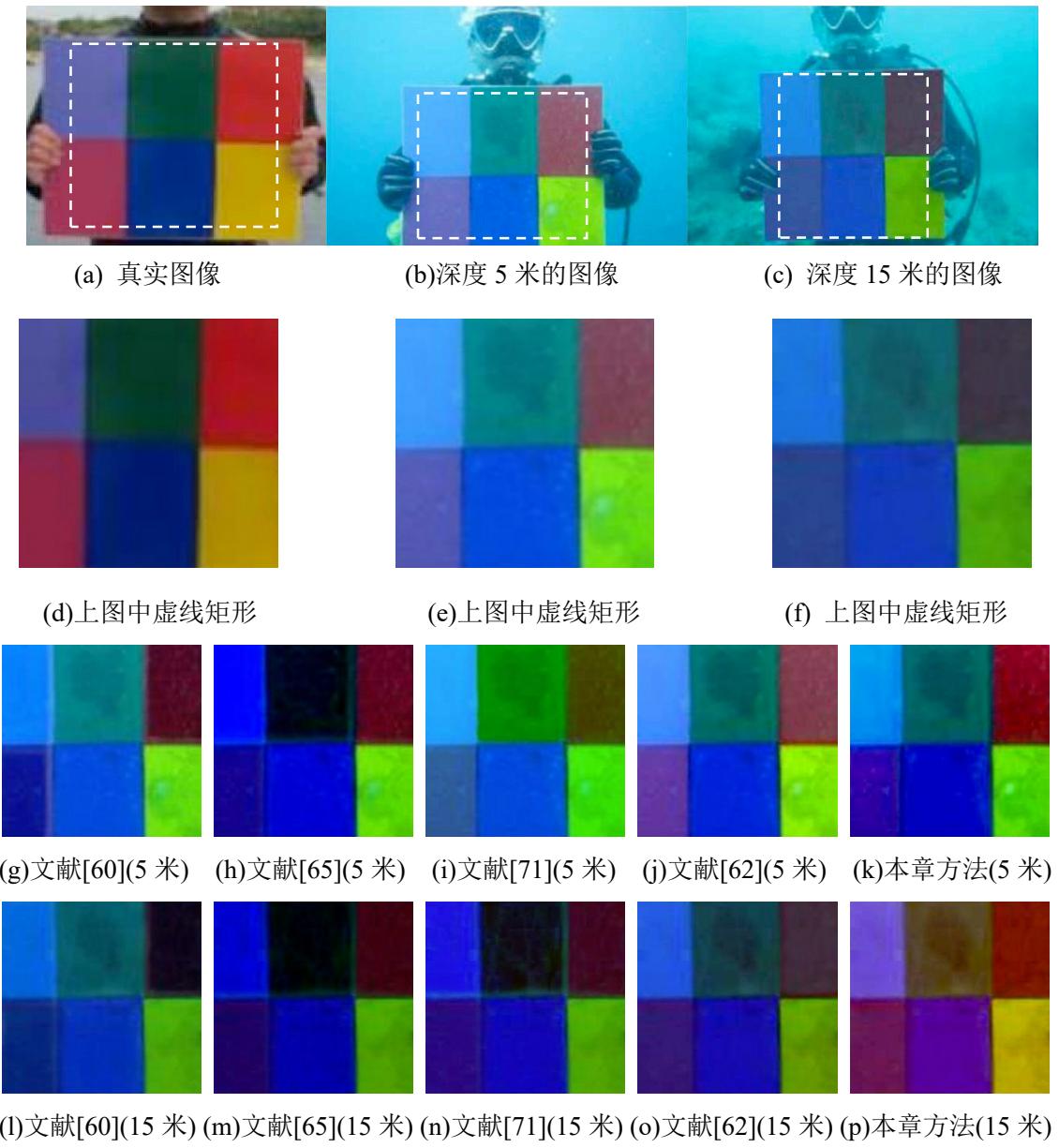


图 4-6 颜色正确性比较(图像放大获得最好的视觉效果)

Fig. 4-6 Color accuracy comparison (Best view on high-resolution display with zoom-in)

从图 4-6(a)和图 4-6(b-c)可知，将自然光下的图像和水下图像直接比较是不合理的，因此本文将图 4-6(a-c)中的白点矩形区域作为有效的对比区域。图 4-6(d-f)是图 4-6(a-c)中白点矩形区域的截取图。图(g-k)和图(l-p)分别是文献[60]、[65]、[71]、[62]和本章方法用于 5 米和 15 米复原图像中有效区域的展示图。对于图 4-6(a-c)中，随着水深的加剧，色板中的红色部分衰减的最严重，然后是绿色和蓝色部分，这也说明了水下图像在成像过程中受到选择性光线衰减造成水下图像呈现蓝绿色。从图 4-6(g-h)和图 4-6(l-m)中可以看出 DCP 和 UDCP 不能正确地复原 5 米和 15 米

处色板的颜色，例如将紫色和深绿色纠正为相似的浅绿色。从图 4-6(i)和图 4-6(n)中可以发现 Li 的方法没有去除颜色偏光。MIP 的复原结果和原始图像没有太大区别，几乎没有复原效果。相比于以上复原方法，本章方法可以复原 5 米深度的水下色板，还原相对真实的六种颜色。对于图 4-6(p)，本章方法尽管可以移除图像的雾气，但还会造成部分颜色纠正错误。

本章选择三种常见的全参考定量指标（RMSE，PSNR^[41]和 SSIM^[83]）来评估不同方法复原后色板颜色的正确性。表 4-1 中展示了基于不同复原方法的非参考定性结果对比，加粗的字体代表最好的结果。表 4-1 中 5 米深的水下色板在各项指标都优于 15 米深的水下色板，这也就说明随着深度加剧，相同的目标衰减更厉害。对于 5 米和 15 米水下色板，本章方法复原的图像获得最小的 RMSE 值、最大的 PSNR 值和最大的 SSIM 值，得到最好的复原结果。根据两种色板的复原结果可以看出本章方法相比于其它复原方法更具鲁棒性。

表 4-1 不同复原方法的非参考定量结果对比

Table 4-1 Comparisons of non-reference quantitative results on different restoration methods

不同深度	全参考评价指标	原始图像	文献[14]	文献[10]	文献[11]	文献[8]	本章方法
5m	RMSE	68.8790	69.9798	62.5390	71.7116	57.4909	41.1057
	PSNR	11.3690	11.2314	12.2078	11.0190	12.9388	15.8528
	SSIM	0.4068	0.4143	0.4446	0.3262	0.5591	0.6628
15m	RMSE	58.7248	62.3329	54.9948	53.4315	47.2872	38.5804
	PSNR	12.7544	12.2365	13.3244	13.5749	14.6359	16.4037
	SSIM	0.3723	0.3883	0.4349	0.4358	0.5456	0.5894
Average	RMSE	63.8019	66.1564	58.7669	62.5716	52.3891	39.8431
	PSNR	12.0617	11.7340	12.7661	12.2969	13.7874	16.1283
	SSIM	0.3896	0.4013	0.4398	0.3810	0.5524	0.6261

2) 无参考定量分析

由于水下图像复原的研究领域中还没有通用的质量评价体系，研究者使用不同图像质量评价模型验证方法的优越性。图像复原、增强的目标是提高图像的色彩、饱和度和可视性，能够有助于计算机视觉的特征分析，因此本文使用三个非参考定量指标来量化复原图像有效信息熵、对比度和色彩，这三个指标分别是信息熵（ENTROPY）、自然图像质量评价（NIQE）^[85]和水下彩色图像质量评价（UCIQE）^[87]。ENTROPY 用于评价图像中所包含的信息量。通常，清晰图像比模糊图像能够

提供更多的细节信息，熵值也越高，因此信息熵有效地表现了图像中包含景物的细节程度。越小的 NIQE 表明图像表现更好的感知质量；越大的 UCIQE 值反映图像可以更好地平衡色度、饱和度和对比度，获得较好的视觉效果。

表 4-2 基于不同复原方法的非参考定量结果对比

Table 4-2 Comparisons of non-reference quantitative results based on different restoration methods

图像名	非参考评价指标	原始图像	文献[14]	文献[10]	文献[11]	文献[8]	本章方法
Lobster	ENTROPY	7.2412	7.2350	6.6841	7.4383	7.3002	7.6085
	NIQE	2.5100	2.4776	2.5483	2.0536	2.3778	2.1806
	UCIQE	0.5412	0.5385	0.5658	0.5697	0.5583	0.5887
Shoal	ENTROPY	5.6720	6.3966	6.6819	6.4048	5.9595	7.0255
	NIQE	2.6444	2.8175	2.7752	2.8602	2.7058	2.9245
	UCIQE	0.5279	0.5338	0.5436	0.5727	0.5349	0.6013
Fishtail	ENTROPY	4.6509	5.9327	6.5001	5.2280	4.7718	7.5292
	NIQE	4.4375	4.5748	4.4738	4.3181	4.2095	4.1341
	UCIQE	0.4753	0.4821	0.5428	0.5179	0.4730	0.6623
Coral	ENTROPY	6.7039	6.7815	6.9905	7.0955	6.9725	7.8631
	NIQE	3.0961	3.4050	3.8066	3.8280	3.2284	3.5671
	UCIQE	0.5312	0.5247	0.5724	0.5614	0.5279	0.6374
Average	ENTROPY	6.2377	6.5968	6.6968	6.6321	6.4071	7.5463
	NIQE	3.2237	3.3778	3.4091	3.3016	3.2211	3.2093
	UCIQE	0.4985	0.5005	0.5321	0.5389	0.5044	0.6358

表 4-2 数据展示图 4-5 中所有图像关于 ENTROPY、NIQE 和 UCIQE 的评价结果，加粗的字体代表最好的结果。从图 4 中可以看出 DCP 和 MIP 的复原图像和原始图像相比没有明显的增强效果，因此复原图像的熵值和 NIQE 值与原图接近。基于 UDCP 的 RGB 通道 TM 估计虽然可以复原水下图像，但是复原图像存在过饱和和欠饱和现象、对比度增强不充分和明显的局部块等问题，所以基于 UDCP 方法复原的龙虾比原始图像的熵值要低。Li 的方法中包含红色通道纠正，可以保留图像部分细节，得到较高的熵值。由于本文可以正确地估计 RGB 通道的 BL 和 TMs 得到合理的复原图像，在 CIE-Lab 颜色空间合理调整亮度和颜色分量，复原的五种水下图像可以得到最高的熵值。虽然鱼群、珊瑚礁的原始图像和文献[11]增强后的龙虾图像更符合户外图像的分布特性，得到较低的 NIQE 值，但是本章方法可以输

出最小的 NIQE 总体平均值，进一步地说明本章方法更适用于多种类型的水下图像增强。对于 UCIQE 评价体系，DCP、UDCP、MIP 和 Li 的方法没有考虑在复原图像的同时提高图像的对比度、色度和饱和度，因此以上四种对比方法的复原结果远低于本章方法的增强图像。

表 4-3 中的数据展示了 300 幅原始图像和基于不同方法的复原图像关于 ENTROPY、NIQE 和 UCIQE 的平均值，加粗的数字表示对应评价指标中的最好结果，本文结果在三种定量指标中都是最好的。最大的熵值和最小的 NIQE 值表示本章提出的增强方法可以在提高水下图像的自然性表现同时最大限度地保存细节信息；最高的 UCIQE 值代表本章方法有效地平衡复原图像的色调、饱和度和对比度。本章提出的背景光融合方法可以估计出正确的背景光、基于大量高质量的水下图像统计分析得出合理的水下暗通道先验进而得到红色通道的传输地图，依据红绿蓝三通的传播特性推理出蓝绿色的传输地图，为了提高水下图像的视觉效果，本文在 CIE-Lab 颜色空间提高复原图像的亮度、色彩和对比度。从图 4-5(f)中可以看出本章方法适用于不同类型水下图像而且得到令人满意的增强结果。

表 4-3 300 幅水下图像的平均 ENTROPY、NIQE 和 UCIQE 值

Table 4-3 Average values of ENTROPY, NIQE, and UCIQE for 300 underwater images

方法	ENTROPY	NIQE	UCIQE
原始图像	6.3908	3.7689	0.5041
文献[14]	6.4248	3.8072	0.5133
文献[10]	6.4057	3.8641	0.5491
文献[11]	6.9903	3.4708	0.5629
文献[8]	6.6766	3.6752	0.5241
本章方法	7.5928	3.3226	0.6420

4.6 本章小结

结合背景光融合和新水下暗通道先验的图像复原与色彩平衡的图像增强方法不但可以复原真实的水下场景、提高水下图像的视觉效果。与目前水下图像复原方法相比，本章方法提出符合水下图像复原的暗通道先验和基于选择性融合的 BL 估计方法，为了增强图像的亮度和对比度，在 CIE-Lab 颜色模型对亮度、色度和对比度进行合理增强。定性和定量实验分析证明本章方法适用于复杂环境下的水下图像增强、有效地提高图像的可视性和复原更多的有效信息。相比于其它水下图像增强、复原方法，本章方法有着更好的实时性和鲁棒性。

尽管本章方法可以得到高质量的水下图像，但是仍然存在局限性。第一，对于

存在不均匀人造光源的水下图像可能会错误地估计透射率，最终造成复原失败。第二，色彩平衡算法虽然可以提高图像的亮度和色度，但是对于背景光过于昏暗的水下图像，在 CIE-Lab 颜色模型对于亮度和颜色两种分量的调整可能导致图像存在过饱和区域，造成颜色失真。在未来的研究中，我们需要分析不均匀人造光源引起的图像局部色差给 TM 估计带来的困难，尝试着研究局部与全局相结合的 TM 估计方法；针对本章提出的色彩平衡应用于背景光过于昏暗的水下图像会带来颜色失真的问题，我们将不断地提高视觉增强方法的鲁棒性。

第五章 基于背景光统计模型和透射率优化的水下图像增强

上一章介绍了一些常见的水下图像复原方法，能够更快速、更准确地估计出背景光 (Background Light, BL) 和透射率 (Transmission Maps, TMs) 成为基于 IFM 的水下图像复原的关键研究点。目前的 BL 估计方法只能适用于有限的水下图像，而且耗时、低效，上一章提出的背景光融合方法可以估计不同水下场景的图像，但是该方法是牺牲效率而获得较高的准确率。为了克服上述困难，首先，基于背景光选取原则人为选定多幅水下图像的背景点并建立第一个人工标注背景光 (Manually Annotated BLs, MABLs) 数据集，然后，通过统计分析发现 MABLs 与 R-G-B 通道的直方图分布的关联性，最后，建立 R 通道关于中位数的非线性指数模型和 GB 通道关于平均值和标准差的线性模型的 BL 统计模型。虽然 NUDCP 可以减少 DCP 和 UDCP 在估计 TM 时的误差，但是仍然不适用于前景目标中存在白色块状、存在人造光源等复杂环境下的水下图像，因此，本章提出基于水下光线衰减先验 (Underwater Light Attenuation Prior, ULAP) 的场景深度地图和调整的反向饱和地图 (Adjusted Reversed Saturation Map, ARSM)，并分别用于补偿和调整 TMs，优化后的 TMs 可以更确切地表示复杂的水下场景的深度信息。为了改善水下图像的对比度和饱和度，上述两章将图像从 RGB 颜色模型转化到 CIE-Lab 颜色模型然后分别对亮度和色度分量进行像素值重分布。为了提高运行效率，本章在 RGB 颜色模型进行基于改进白平衡的颜色纠正。本章提出的图像增强方法不但可以有效地估计 BL 和 TMs，适用于不同种类的水下图像复原，而且快速地提高复原图像的对比度，优化图像的细节信息。

5.1 方案框架

本章方法在 RGB 颜色模型中实现水下图像增强，不仅可以还原水下场景的亮度，同时提高图像的对比度、色调和可视性。首先，统计发现 MABLs 和水下图像中 RGB 通道的直方图分布特性存在的关联性，提出一种有效的背景光统计模型去估计 R-G-B 通道的 BLs；然后，基于 NUDCP 和透射率优化器针对性地提高 TMs 的准确性，接着，将 BLs 和 TMs 带入到图像成像模型 (Image Formation Model, IFM) 中反演得到一幅去雾的水下图像；最后，通过简单的白平衡色彩校正利用最优增益因子校正复原图像的亮度和颜色，流程图如图 5-1 所示。

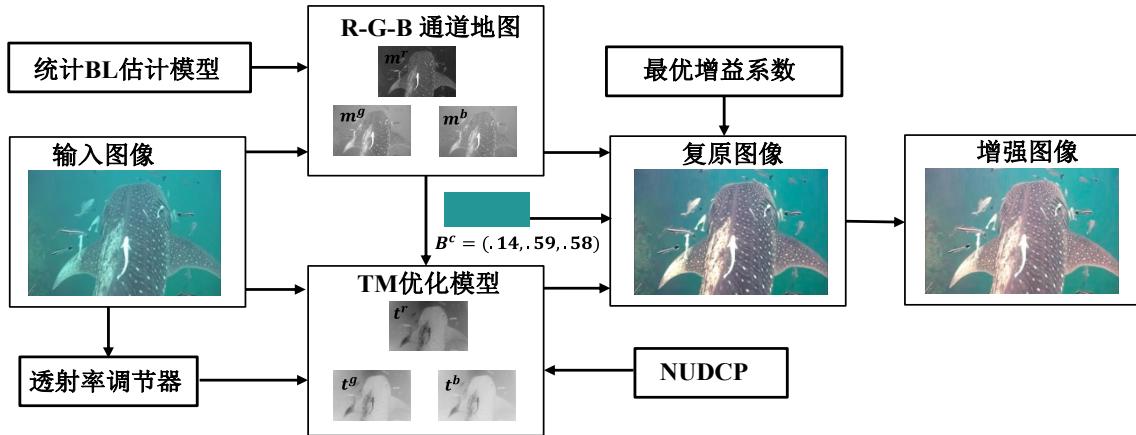


图 5-1 水下图像增强框架

Fig. 5-1 Framework of underwater image enhancement

5.2 背景光统计模型

为了构建快速有效的 BL 估计模型,首先,建立具有多样性的水下图像数据集,然后通过人工标注背景光 (Manually Annotated Background Lights, MABLs) 并挑选正确的背景光构建数据集。通过观察 RGB 通道的直方图分布特性与 MABLs 的关联性,建立了 RGB 通道的 BL 统计模型。通过实验分析证明本章提出的 BL 估计方法可以得到更可靠的 BL 并极大地提高了 BL 估计效率。

5.2.1 人工标注背景光数据集的构建

BL 估计方法有很多,由于缺乏可参考的 BLs,至今还不能对估计的 BL 进行客观性评价,因此本章建立首个水下图像 BLs 数据集,作为 BL 估计结果的重要基准。该数据集由 500 幅水下图像的人工标注的背景光组成,以下简称 MABLs。为了构建模糊水下图像数据集,本文从已有的水下图像复原/增强文献^[40,61,63,66,71]、Google、Youtube 和 Flickr.com 下载并截取超过 2000 幅原始水下图像,将所有图像大小人为地修改为 400×600 像素。为了保证数据集的多样性和代表性,本章从数据集中随机挑选 1000 幅包含多种场景、不同衰减的水下图像,例如单个鱼、鱼群、珊瑚礁和潜水者等不同场景;深海的、低亮度的、存在噪声的和蓝绿偏色的水下图像。在验证数据集的有效性时,约有 50% 的样本被丢弃,保留剩下的 MABLs 构建 BL 数据集。由于没有像户外图像数据库那样的公共水下图像数据库,虽然该数据集包含有限的 BLs,它仍然是非常有价值的。

在人工标注背景点时,我们从上海海洋大学数字海洋实验室邀请十五名参与者

(十名男性和五名女性)，他们对图像视觉有一定的了解却不是水下图像研究者。对于2000幅模糊的水下图像，参与者依据高强度、远景点作为背景光选取原则，记录BL的位置及对应的像素值。该选取原则代表了背景光的一般概念：照亮背景区域的背景光。然后，从每幅图像的20个候选点中选择R通道和G-B通道间强度差异最大的候选点作为最终标注的BLs。该选取原则遵循了水下光学成像原理：在水中传播时，当不同颜色的光线从场景传播到相机时，由于红色光线的衰减速度远远快于蓝绿色光线的衰减速度，因此背景区域的R通道和G-B通道的强度差异应该较大。对于拍摄的近景图像，本文一般取边缘像素点为图像的背景点。最后，我们聘请五名图像/视频处理或计算机视觉背景较强的专业人士，对所有参与者估计的MABLs进行评估，并就如何改善MABLs提出宝贵的建议。

尽管我们已经找到了可行的规则进行人工标注BLs，但是在复杂的环境下，参与者甚至专业人员都无法对所有的水下图像进行BLs标注，比如通过相机所获得的近距离场景。因此，丢弃那些无法手工标注的图像，遵守少数服从多数的原则下，筛选出不少于三名专业人士认可的候选背景光作为最终的MABLs，最后，选取500幅不同类型的水下图像的BLs作为MABLs，将数据集按7:3的比例分为训练集和测试集。图5-2为部分水下图像样本及其对应的MABLs。

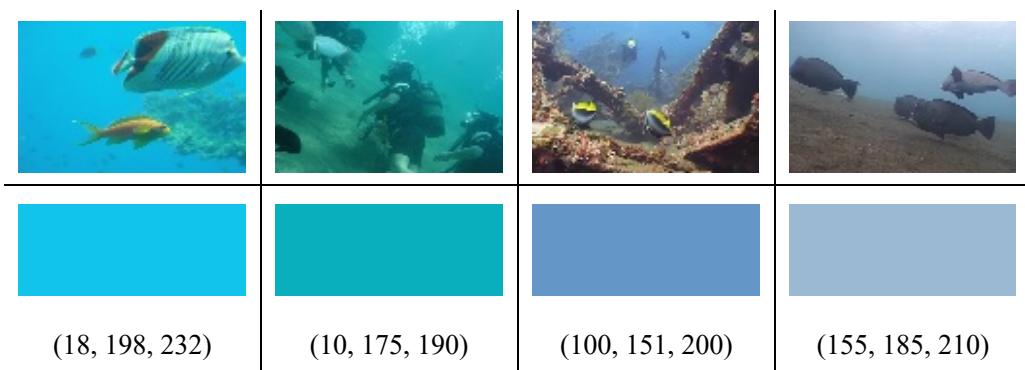


图 5-2 水下图像 MABLs 样本

Fig. 5-2 Samples of MABLs of underwater images

5.2.2 训练 BL 估计的统计模型

在 MABLs 训练数据的基础上，通过统计分析发现 R-G-B 颜色通道中对应的 MABL 与直方图分布特征密切相关。图 5-3 展示了四种典型场景下水下图像与其对应直方图分布和 MABLs 的关系。直方图中的红-绿-蓝线分别对应 R-G-B 通道的

概率分布。在图 5-3(a)中，直方图中 R-G-B 通道的中位数非常接近对应图像的 MABLs，通过建立 MABLs 与中位线之间的线性或非线性关系可以快速准确地估计 BL，但是基于 DCP、基于 UDCP 的 BL 估计方法会将 RGB 通道或 GB 通道暗通道映射下最亮的区域作为背景区域，并将前景区域中的白色游鱼错误地估计为 BL 候选值。在图 5-3 (c)中，绿色的强度分布远高于红色和蓝色的强度分布，而在图 5-3(b)中，红色和绿色的强度分布远高于红色的强度分布，R-G-B 通道的直方图分布越偏右，对应通道的 MABLs 就越大，同时，图 5-3(d)为近黑色背景光，R-G-B 通道的直方图分布越靠左。

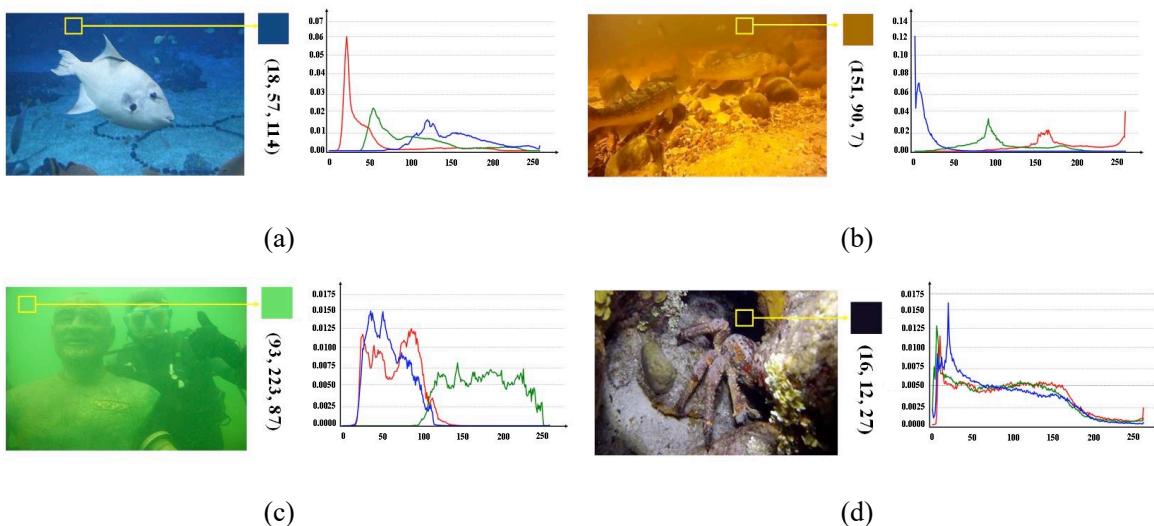


图 5-3 四种典型场景下水下图像与其对应直方图分布和 MABLs 的紧密关系

Fig. 5-3 Underwater images with four typical underwater scenes and the tight relationship between MABLs and the histogram distribution

为了进一步探索 MABLs 和 R-G-B 直方图分布之间关系，依据水下图像的直方图分布特性选择五个候选参数：平均值 (Average, Avg)、中位数 (Median, Med)、最大值 (Maximum, Max)、最小值 (Minimum, Min) 和标准差 (Standard Deviation, Std)，以上选取参数几乎可以表现每个通道的直方图分布特点。MABLs 的 GB 通道分布呈现正态分布而 R 通道不是正态分布，通过 MABLs 与 RGB 通道的分布特征，RGB 通道的 BL 估计参数通过构建 GB 通道的候选参数与 MABLs 的皮尔逊相关系数 (Pearson Correlation Coefficient, PCC) 和 R 通道的候选参数与 MABLs 的斯皮尔曼相关系数 (Spearman Correlation Coefficient, SPC) 来确定。由于数据中存在一些异常值，本文首先去除一些干扰项，然后采用 Shapiro-Wilk 检验进行正态性检验 ($\text{sig} > 0.05$)。上述相关系数的范围均为(-1, 1)，皮尔逊相关系数 (PCC) 接近 1 或 -1 表示一个完美的线性关系，接近于 0 表明没有关系，而斯皮尔曼相关系

数 (SPC) 为 1 或 -1 时, 表示两个变量之间存在一个完美的单调关系。

表 5-1 MABLs 与 R-G-B 通道对应的五个候选参数之间的 PCC 和 SPC

Table 5-1 PCC and SPC between MABLs and five candidate parameters of the R-G-B channel

通道	平均值	中位数	最大值	最小值	标准差
R	0.824**	0.844**	0.269**	0.639**	0.216**
G	0.687**	0.672**	0.017**	0.264**	0.186**
B	0.742**	0.719**	0.274**	0.149**	0.405**

表5-1给出了MABLs与R-G-B通道对应的平均值 (Avg)、中位数 (Med)、最大值 (Max)、最小值 (Min) 和标准差 (Std) 之间的PCC和SPC, 其中, MABLs与平均值或中值之间存在显著的强相关性, 其次是标准差。虽然R通道的Max和Min处也可以看到强相关性, 但由于Min和Med (0.677) 以及Max和Std (0.783) 之间的强相关性, 它们是冗余的参数。Avg和Med之间也存在很强的相关性, 因此我们只选择Avg/Med和Std作为BLs的预测因子。图5-4展示了MABLs与所选参数之间的关系。

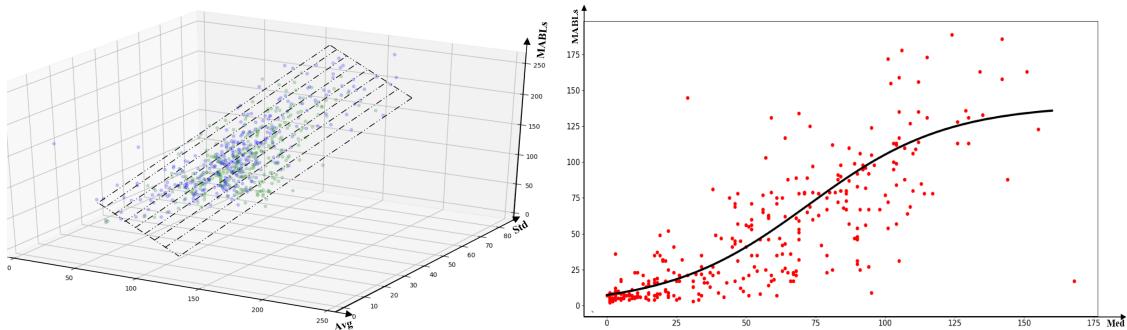


图 5-4 MABLs 与 R 通道和 GB 通道背景点估计模型之间的散点图

Fig. 5-4 Scatter plots between MABLs and the BL estimation model of R channel and GB channels

通过相关系数的统计结果可以得出 GB 通道的 BL 估计模型是平均值和标准差的线性模型; R 通道的 BL 估计模型是与中位数呈指数分布的非线性模型; 通过预定的 GB 通道的线性模型和 R 通道非线性模型可以训练出高精度的 BL 估计模型。根据候选参数和 MABLs 的关系, 本章定义 GB 通道的 BL 估计模型是平均值和标准差的线性模型:

$$B^{c'} = \alpha \times Avg^{c'} + \beta \times Std^{c'}, c' \in \{g, b\} \quad (5-1)$$

式中, c' 表示 GB 通道, $Avg^{c'}$ 和 $Std^{c'}$ 表示 G-B 通道的平均值和标准差, α 和 β 是

相关系数， γ 是个常数。

对于 R 通道的 BL 估计模型，依据曲线弥合估计出非线性模型：

$$B^r = \frac{a}{1+b \times \text{Exp}(c \times \text{Med}_r)} \quad (5-2)$$

式中， a, b, c 都是弥合系数。为了避免噪声和一些极端像素的影响，本章使用 90%-100%中间范围的直方图作为统计数据计算平均值、中位数和标准差，然后，通过五次交叉验证的线性回归模型和非线性回归模型，分别训练得到 GB 通道和 R 通道的 BL 估计模型：

$$\begin{aligned} B^{c'} &= 1.13 \times \text{Avg}_{c'} + 1.11 \times \text{Std}_{c'} - 25.6 \\ B^r &= \frac{140}{1+14.4 \times \text{Exp}(-0.034 \times \text{Med}_r)} \end{aligned} \quad (5-3)$$

为了验证BL估计模型的鲁棒性，本文使用决定系数 R^2 和调整的 R^2 来表示这些回归模型的拟合优度。 R^2 值意味着模型考虑了BLs中变化的程度。对于线性模型，调整的 R^2 大于0.6，由MABLs与预测值的相关系数的平方计算得到。对于非线性模型， R^2 大于0.65，计算公式为：1-残差平方和/修正后的总平方和。为了避免由于MABLs的限制而造成估计模型产生过拟合或欠拟合结果，本章将通过上述简单的BLs估计模型得到的估计值BLs限制在[5, 250]，计算公式如下：

$$B^c = \min(\max(B^{c',r}, 5), 250), c \in \{r, g, b\} \quad (5-4)$$

5.3 透射率优化器

基于 DCP、UDCP 和 NUDCP 的 TM 估计方法都不能正确地估计前景目标中存在白色块状、存在人造光源的水下图像，由于基于 DCP 及其改进体的估计方法会将强度偏大的区域误认为背景区域，进而低估该区域的透射率。为了解决上述问题，本章采用基于水下光线衰减先验性的场景深度和调整的反向饱和度地图用以补偿和调整基于 NUDCP 估计的 TMs，被认为是透射率优化器。考虑到水下光线衰减特性，在水中传播时，由于 R 光线在水下场景中传播时的衰减率比 GB 光线要大，随着场景深度加大，GB 通道的最大值和 R 通道强度的差值越大。依据上述发现，本章提出水下光线衰减先验（Underwater Light Attenuation Prior, ULAP）并建立场景深度地图的线性估计模型。为了解决图像中的人造光源对 TM 估计的干扰，调

整的反向饱和度地图可以忽略不存在人工光源的区域，相对正确地表达存在人造光源区域的 TM。

5.3.1 基于水下光线衰减先验性的深度估计

1) 水下光线衰减先验性 (Underwater Light Attenuation Prior, ULAP)

在研究具有鲁棒性的 BL 估计方法时，研究者通常将水下图像所对应的深度地图中最远点作为背景光。根据红色光线的能量衰减比蓝绿色光线的能量衰减要快，然后利用 R 通道和 G-B 通道的最大强度差来估计背景光^[62]。这一规律促使我们寻找一种有效的先验估计场景深度。通过分析大量的水下图像场景深度和 RGB 通道的强度间的关系后，我们发现水下光线衰减先验 (Underwater Light Attenuation Prior, ULAP)，该先验认为 G-B 通道的最大强度 (Maximum Value of G-B Intensity, MVGB) 和 R 通道的强度 (Value of R Intensity, VR) 之间的差异 (Different, DF) 与水下图像的场景深度存在紧密相关。图 5-5 给出典型的水下场景，随着场景深度的变化，MVGB、VR 和 DF 也随着改变。图 5-5 左边显示了本文从测试图像中选择三个从较近场景到较深场景的块状及对应放大的局部块。在图 5-5 右边显示的直方图中，从最左边的直方图可以看出在较近的场景中 MVGB 和 VR 几乎相同，因此 DF 趋向于 0；随着场景深度的加大，相对居中的局域块中的 MVGB 变大，VR 随之减少，产生较大的 DF；在最远的场景中，由于光线受到严重的衰减，红色分量的能量所剩无几，MVGB 显著增大，差值 DF 随之拉大。总体来说，当水下场景趋向于较远区域时，VR 减少、MVGB 增大，差值 DF 随之变大，说明场景深度地图 (Depth Map, DM) 和 VR 与 MVGB 的差值呈现正相关性。

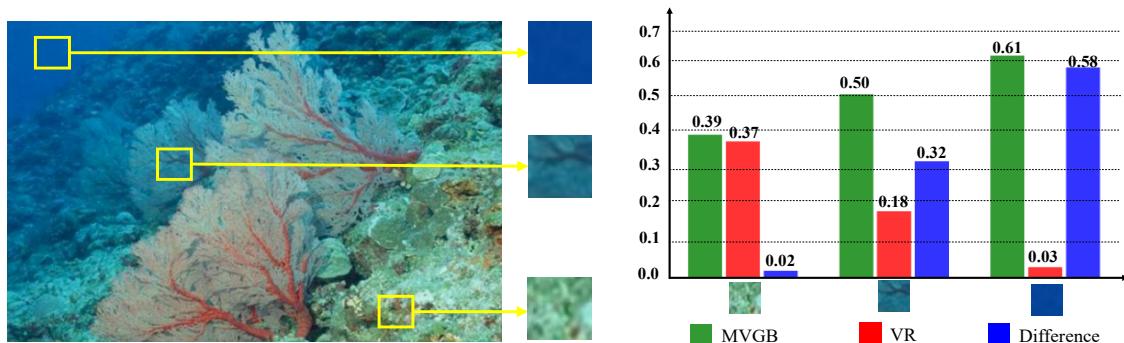


图 5-5 水下场景深度正比于 MVGB 与 VR 的差值

Fig. 5-5 Underwater scene depth is positively correlated with the difference of MVGB and VR

2) 数据集训练

2017 年，Peng 等人^[74]研究发现图像中更模糊的目标表现更远的场景深度，提

出了基于图像模糊和光线吸收 (Image Blurriness and Light Absorption, IMLA) 同时使用背景光选择性融合方法、考虑到光线和图像特性并基于三种深度地图估计方法的加权融合方法, 得到的深度地图可以适用于不同类型的水下图像, 具有较强的鲁棒性。深度地图融合模型首先定义三个深度估计方法, 然后使用 S 型融合函数得出深度地图。

定义红色通道的局部最大值:

$$R(x) = \max_{y \in \Omega(x)} \{I^r(y)\} \quad (5-5)$$

考虑到随着场景深度的加深, 红色分量保留的越少, 因此可以直接假设 d_r 作为第一个深度地图, 公式如下:

$$d_r = 1 - F_s(R(x)) \quad (5-6)$$

式中, $F_s(x)$ 是归一化拉伸函数:

$$F_s(V) = \frac{V - \min(V)}{\max(V) - \min(V)} \quad (5-7)$$

式中, V 代表需要拉伸的分量, $\max(V)$ 和 $\min(V)$ 分别代表 V 分量中的最大和最小值。考虑到红色光线的能量减去蓝绿色光线的最大值后的差值越大代表对应的像素点离照相机越近, 因此第二个深度地图估计方法:

$$d_d = 1 - F_s(D_{mip}) \quad (5-8)$$

式中, D_{mip} 引用了最大像素先验性 (Maximum Intensity Prior, MIP)。

考虑到图像的模糊度可以代表图像深度信息, 因此第三个深度地图估计方法:

$$d_b = 1 - F_s(C_r(P_r)) \quad (5-9)$$

式中, P_r 表示为图像粗糙的深度地图, 通过以下两个步骤获得。

在水下图像中离场景越远的目标对象表现出的模糊度越大, 因此简单的模糊地图可以表示为:

$$BM(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (|I(x) - G^{r_i, r_i}(x)|) \quad (5-10)$$

式中, $G^{k, \sigma}$ 表示为原始图像经过方差为 σ^2 、空间核为 $k \times k$ 的高斯滤波器过滤后的输出图像, $r_i = 2^i n + 1$ 并设定 $n = 4$, 然后将最大滤波器用在模糊地图中可以获得原始深度地图 P_r ,

$$P_r = \max_{y \in \Omega(x)} BM(y) \quad (5-11)$$

式中, $\Omega(x)$ 表示以 x 为中心的 $z \times z$ 的局部块, 然后使用 CMR 精细化原始深度地图, 填补由于目标对象处的平滑造成的空洞, 可以表示为 $C_r(P_r)$ 。最后将以上公式结合, 基于光线衰减和图像模糊度的场景深度估计如下:

$$d_n = \theta_b[\theta_a d_d + (1 - \theta_a)d_r] + (1 - \theta_b)d_b \quad (5-12)$$

式中, $\theta_a = S(\text{avg}_\lambda(B_\lambda), 0.5)$ 和 $\theta_b = S(\text{avg}(I_r), 0.1)$, 其中 $S(a, v)$ 是改进的 S 型函数, 表示为:

$$S(a, v) = [1 + e^{-s(a-v)}]^{-1} \quad (5-13)$$

式中, $s = 32$, 可以得出 θ_a 和 θ_b , 推理出场景深度地图 d_n 。

图 5-6 展示了场景深度地图的训练过程, 分别模糊的水下图像、粗糙的深度地图和精细化深度地图。为了消除初步估计的深度地图中存在的人造块状 (Artificial Block), 使用导向滤波器 (Guided Filter, GF) [90] 精细化深度地图, 最终得到参考深度地图 (Reference Depth Maps, RDMs)。

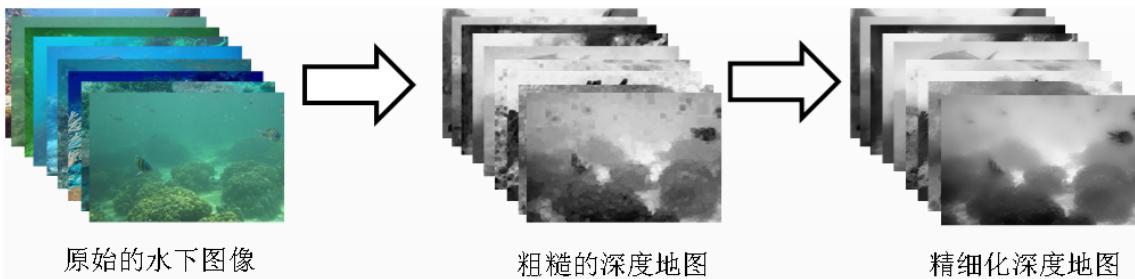


图 5-6 水下图像训练数据集流程图

Fig. 5-6 Process of generating the training samples

3) 线性模型的系数学习

通过分析 MVGB 与 VR 和 RDMs 的皮尔逊相关系数分析 (Pearson Correlation Coefficient, PCC) 发现两个参数和 RDMs 存在强关联的线性关系, 其中 MVGB 与 VR 和 RDMs 的 PCC 值分别为 0.41257 和 -0.67181 ($\alpha \leq 0.001$)。因此, 本章定义一个关于 MVGB 和 VR 场景深度估计的线性模型:

$$d(x) = \mu_0 + \mu_1 m(x) + \mu_2 v(x) \quad (5-14)$$

式中, x 代表一个像素值, $d(x)$ 表示期望的水下场景深度地图, $m(x)$ 表示 MVGB, $v(x)$ 表示 VR。

为了训练深度地图估计模型中的常数系数 μ_0 和权重系数 μ_1, μ_2 , 将数据集按 7:3 的比例分为训练集和测试集, 并使用十层交叉验证法, 最终建立深度信息和 MVGB 与 VR 的线性关系, 并成功地训练出最好的学习结果, $\mu_0 = 0.53214829$, $\mu_1 = 0.51309827$ 和 $\mu_2 = -0.91066194$ 。

4) 基于线性模型的场景深度估计

已经建立了 MVGB 和 VR 与场景深度图 $d(x)$ 之间的线性关系, 并训练出模型

系数，因此可以通过公式(5-14)获得任何水下图像的深度地图。为了验证场景深度地图估计方法的有效性，本文从 Google、Youtube 和 Flickr.com 下载并截取超过 1200 幅水下图像原图像，并将所有图像人为修改成 400×600 像素。为了保证数据集的多样性和代表性，从中选取 200 幅多种场景、不同衰减的水下图像，将水下场景深度估计的线性模型应用在水下图像中，最终得出对应的水下场景深度地图，并使用导向滤波器（Guided Filter, GF）^[90]精细化粗糙的深度地图。图 5-7 显示了部分深度地图估计结果，其中，图 5-7(a-c)分别表示原始图像、粗糙的深度地图和精细化深度地图。从图 5-7(c)中可以看出在较远的场景区域中深度地图较亮，在较近的场景区域中深度地图较暗。

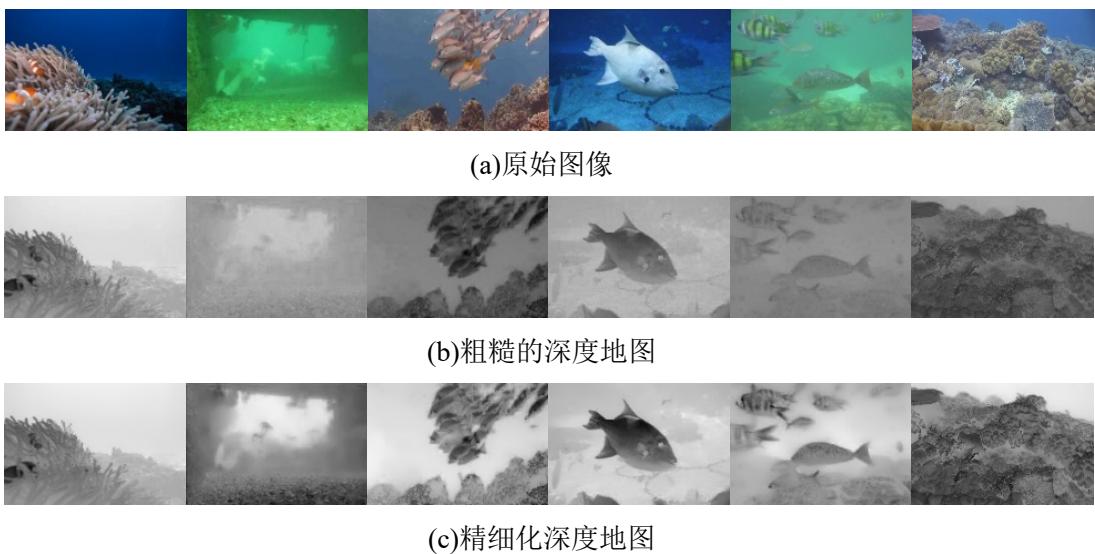


图 5-7 部分深度地图估计结果

Fig. 5-7 Some results of depth map estimation

5.3.2 透射率优化器

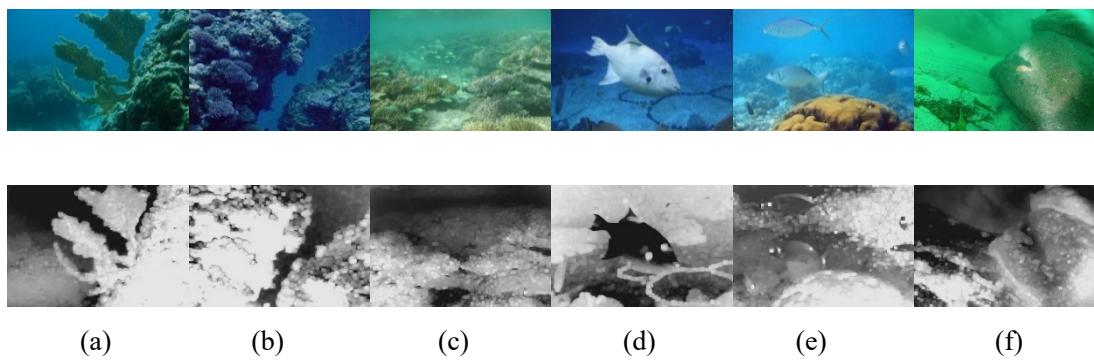


图 5-8 部分典型的水下图像和基于 NUDCP 估计的红色通道的透射率

Fig. 5-8 Some typical underwater images and corresponding TMs of red channel

图 5-8 展示了部分典型的水下图像和基于 NUDCP 估计的 R 通道的透射率。从图 5-8(a-c)中可以看出上一章提出的 NUDCP 可以相对正确地估计前景和背景较暗的水下图像的 TM。然而，在图 5-8(d)中，基于 NUDCP 的 TM 估计将前景目标的白色游鱼作为背景区域，无法辨别相机到前景和背景的距离。由于背景区域的强度相对低于背景光的强度，图 5-8(e)中 TM 的背景区域被估高了。图 5-8(f)显示人工照明的场景及错误估计的 TM，由于 TM 的估计方法认为光源离相机较远，因此上述假设不适用于存在人工光源区域的水下图像。

在建立场景深度地图的线性估计模型后，可以通过公式(5-14)获得水下图像的深度地图。但是上述估计的深度地图只是一种相对距离，为了测量相机到每个场景点的绝对距离，必须预先估计场景中最近的点到相机的距离 d_0 。通过估计的 B^c 与输入图像 $I^c(x)$ 的最大差值，基准深度 d_0 可计算为：

$$d_0 = 1 - \max_{x,c} \left(\frac{|B^c - I^c(x)|}{\bar{B}^c} \right) \quad (5-15)$$

式中， $\bar{B}^c = \max(1 - B^c, B^c)$ ， $d_0 \in [0, 1]$ ， \bar{B}^c 作为分母起到归一化处理的作用。

$|B^c - I^c(x)|$ 作为分子表示观测到的强度与背景光的绝对差，其值越大的点越靠近摄像机。因此，真实的场景深度地图 d_a 被定义如下：

$$d_a(x) = D_\infty \times (d(x) + d_0) \quad (5-16)$$

式中， D_∞ 是一个用来转换相对距离到真是距离的比例常数，根据经验通常将 D_∞ 设置为5~15，本文设定 $D_\infty = 10$ 。

基于真实场景深度 $d_a(x)$ 使用公式(2-7)分别得到 R-G-B 通道的 TMs，用 $t_r^{ULAP}(x)$ 来表示红色通道的 TM。在图 5-8 (e)中，由于原始图像中红色通道的强度和背景光不可靠，TM 的估计结果受到 R 通道的干扰，导致背景区域的 TM 被高估。ULAP 认为 GB 通道的最大值和 R 通道的值差值越大，场景深度就越远，可用于补偿基于 NUDCP 估计的 $t^r(x)$ ，TM 的修正公式如下：

$$t_{cps}^r(x) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \min(t^r(i,j), t_{ULAP}^r(i,j)) \quad (5-17)$$

式中， M, N 表示水下图像的高度和宽度。当使用 NUDCP 估计 TM 时，由于红色通道的强度过低，因此使用最小滤波器调整高估的 TM。

到目前为止，本章完成 TM 的补偿，但是本章还没考虑人工光(Artificial Light, AL)对 TM 估计的影响。在 HSV 颜色模型中，图 5-8(f)中 AL 区域饱和度较低（该区域在蓝绿色水下图像中的红色通道具有较大的强度）。饱和度用来描述图像中一

个像素的色度和纯度，定义如下：

$$\begin{aligned} Sat(I^c(x)) &= \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{\max(I^c(x)) - \min(I^c(x))}{\max(I^c(x))} \\ Sat(I^c(x)) &= 1, if \max(I^c(x)) = 0 \end{aligned} \quad (5-18)$$

当一种颜色呈现完全饱和时，它被认为是最纯粹的、最真实的色彩，也就是说，将包含所有波长的白光添加在水下场景时，原有的颜色将失去饱和度，因此，图像中不饱和的区域可以解释为该区域存在大量的人造光线。特别对于水下图像，不存在 AL 场景的饱和度明显大于人工光照下场景的饱和度。接下来，本文用反向饱和图（Reversed Saturation Map, RSM）来表达这种现象，其中 RSM 偏高的区域通常是受 AL 影响的区域，RSM 公式如下：

$$Sat^{rev}(x) = 1 - Sat(I^c(x)) \quad (5-19)$$

幸运地是，在 RSM 中，人工光照区域的值远大于图像其他部分的值，而且不存在人造光源区域的值趋于零。水下图像中存在 AL 的区域往往靠近摄像机，通过公式(5-19)可以表示存在人造光源区域的 TM。然后，本章使用 RSM 优化 TM，减少人造光源的影响。为了深入优化 TM， $\lambda \in [0, 1]$ 作为一个有效的标量乘法器被引入到 RSM，可以得到调整的反向饱和地图（Adjusted RSM, ARSM），公式如下：

$$Sat_{adj}^{rev}(x) = \lambda * Sat^{rev}(x) \quad (5-20)$$

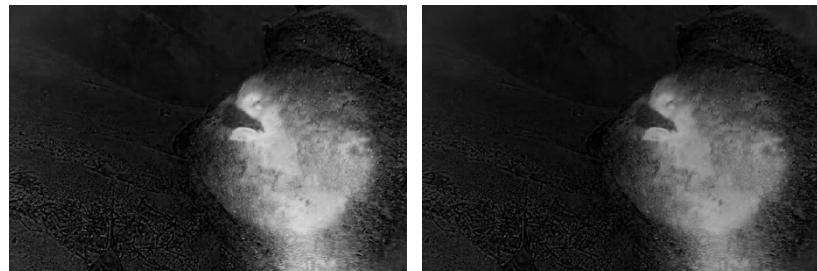


图 5-9 图 5-8(f)中原始图像的 RSM 和 ARSM

Fig. 5-9 The RSM and ARSM of the original image of Fig. 5-8(f)

图 5-9(a-b)分别是图 5-8(f)中原始图像的 RSM 和 ARSM。从图 5-9 中可以看出，图像中 AL 场景下的区域被分割出来，可以表示真实的 TM。图 5-9(b)显示了当 $\lambda = 0.7$ 时的 ARSM。在优化 TM 时，本章可以通过调整 λ 改变存在人造光源区域的强度。利用人工照明区域的 ARSM 对存在错误的 TM 进行修正。因此，红色通道的最优 TM 可以表示为：

$$t_f^r(x) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \max(t_{cps}^r(i, j), Sat_{adj}^{rev}(i, j)) \quad (5-21)$$

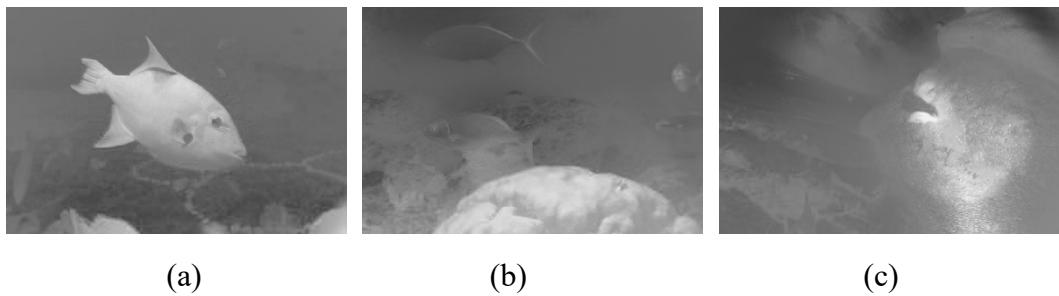


图 5-10 图 5-8(d-f) 的 R 通道的优化 TMs

Fig. 5-10 Optimal TMs of R channel in the Fig. 8(d-f)

图 5-10 展示了图 5-8(d-f) 经过基于 ULAP 的深度地图和调整的反向饱和地图补偿、修正 TMs。然后，在公式(2-7)的基础上，场景深度图可以反演为：

$$d(x) = \log_{Nrer(Red)}\{t_f^r(x)\} \quad (5-22)$$

通过归一化残余能量比 $Nrer(c')$ 与场景深度 $d(x)$ 的指数关系，GB 通道的 TMs 可以通过公式(5-23)计算所得：

$$t^{c'}(x) = Nrer(c')^{d(x)} \quad (5-23)$$

为了去除粗糙的 TM 中存在的局部块，使用导向滤波器精细化 TM，最后，将 RGB 通道的透射率 TMs 和背景光 BLs 带入如下复原公式：

$$J^c = \frac{I^c(x) - B^c}{\min(\max(t^c(x), 0.2), 0.9)} + B^c, c \in \{r, g, b\} \quad (5-24)$$

式中， J^c 表示复原图像，根据经验设定 $t^c(x)$ 的范围为 0.2 到 0.9。

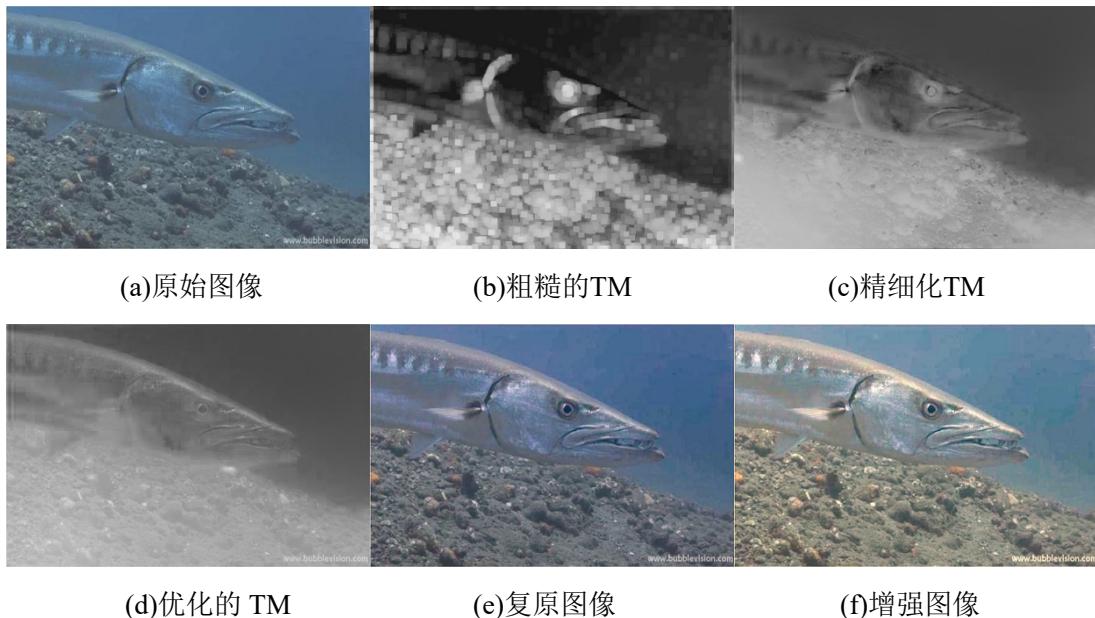


图 5-11 水下图像增强的流程

Fig. 5-11 Process of underwater image enhancement

图 5-11(a)展示了典型的存在人造光源的水下图像，图 5-11(b-d)分别是基于NUDCP 估计的红色通道 TM 和通过深度图补偿和 ARSM 优化的 TMs，图 5-11(e)为复原图像。

5.4 基于改进白平衡的颜色纠正

虽然利用 TMs 和 BLs 复原参数可以对水下图像进行去模糊处理，但复原图像的亮度和对比度往往较低，掩盖了许多有价值的图像细节。本章提出的颜色校正是基于最优增益因子的白平衡算法^[29]，可以描述为：

$$\begin{cases} P_o = \frac{P_i}{\lambda_{max} \times (\mu/\mu_{ref}) + \lambda_v} \\ \mu_{ref} = \sqrt{(\mu_r)^2 + (\mu_g)^2 + (\mu_b)^2} \end{cases} \quad (5-25)$$

式中， P_o 和 P_i 分别表示纠正图像和原始图像， $\mu = \{\mu_r, \mu_g, \mu_b\}$ 表示原始图像 P_i 中 R-G-B 通道的平均值， λ_{max} 表示原始图像 P_i 中 R-G-B 通道的最大值， λ_v 的取值范围为 $(0, 0.5)$ ，得到颜色纠正的增强图像。 λ_v 值越接近于 0，纠正图像的亮度越亮。

图 5-10(a-h)显示了基于 $\lambda_v = 0, 0.1, 0.2, 0.25, 0.3, 0.4, 0.5$ 水下图像增强结果。根据大量的实验结果，当 $\lambda_v = 0.2$ 时，纠正图像稍亮，当 $\lambda_v = 0.3$ 时，纠正图像偏暗，因此最优 λ_v 选为 0.25。图 5-11(f)显示增强结果，不但保留了真实色调，而且提高了复原图像的可视性和对比度。

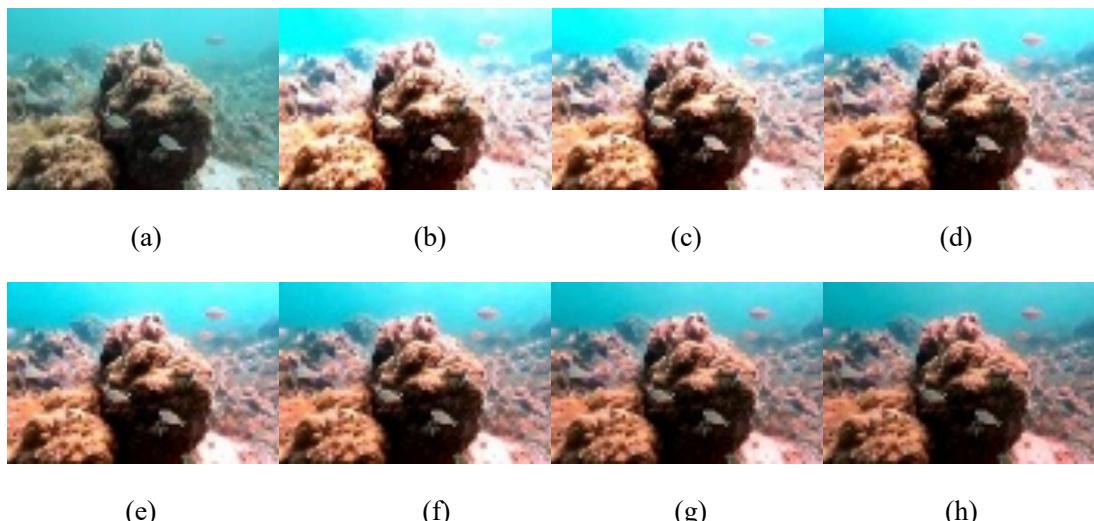


图 5-12 基于不同 λ_v 的颜色纠正结果

Fig. 5-12 Results of color correction based on different values of λ_v

5.5 实验结果与分析

将本章提出的增强方法与水下图像复原/增强方法进行比较，并采用五种质量评估体系分析各种增强方法。目前，流行的水下图像复原/增强方法包括：最大强度先验^[62]（Maximum Intensity Prior，MIP），暗通道先验^[60,63]（Dark Channel Prior，DCP），基于一种新光学模型的水下图像增强^[67]，水下暗通道先验^[65,66]（Underwater Dark Channel Prior，UDCP）和基于模糊先验（Blurriness Prior，BP）的场景深度估计^[73]，基于红色通道先验（Red Channel Prior，RCP）的水下图像自动复原，基于蓝绿通道去雾和红色通道颜色纠正的图像增强^[71]和基于图像模糊和光吸收（Image Blurriness and Light Absorption，IBLA）的图像复原方法^[74]。本章选择 DCP^[60]、MIP^[62]、UDCP^[65]、Li^[71]、IBLA^[74]等典型方法来证明本文提出的增强方法在图像增强方面的优势，通过主观视觉比较和客观定量分析说明本章方法的优越性。

5.5.1 主观性能比较

本章提出的水下图像增强方法不但可以复原水下图像的真实场景，还能提高水下图像的对比度、保持水下图像的自然色调、增强水下图像的可见性。为了公平地评价本章方法的整体性能，本文将本章方法与基于 IFM 的 DCP、MIP、UDCP、IBLA 图像复原以及采用直方图均衡化（Histogram Equalization，HE）作为后处理的结果进行比较，由于 Li 的方法引入了红通道纠正和自适应曝光地图估计对图像进行颜色校正，因此将本章方法与该方法进行比较。为了方便起见，将本章提出的图像增强方法和图像复原方法分别表示为 Ours 和 OWCC。

通过对比图 5-13(b-f)和图 5-13(h-l)的视觉效果，总体来说，引入颜色校正作为复原图像的后处理可以极大地改善图像的可视性。基于 IFM 的水下图像复原方法往往无法去除图像的蓝绿色，特别对于考古图像，复原图像仍然保留着淡绿色，但是色彩校正提高了复原图像的亮度、色彩和对比度，有效地缓解了蓝绿偏色。根据图 5-13(f)所示，本章提出的复原方法可以有效降低光吸收和散射的影响。根据图 5-13(h-j)所示，结果 HE 增强的水下图像过于饱和明亮、而且不够自然，粗化图像的细节信息。根据图 5-13(h-k)的鱼群所示，盲目的颜色校正会造成图像失真。根据图 5-13(l)所示，由于本章方法考虑 R-G-B 通道的特性及 RGB 颜色通道之间的关系，保证增强图像中不存在过饱和或过增强区域，使得前景目标与背景区别更明显。综上所述，基于物理方法复原的去雾图像中仍然存在蓝绿色偏光的影响。为了去除一些蓝绿色的光照，提高输入图像的色彩和饱和度，需要引入适当的色彩校正。

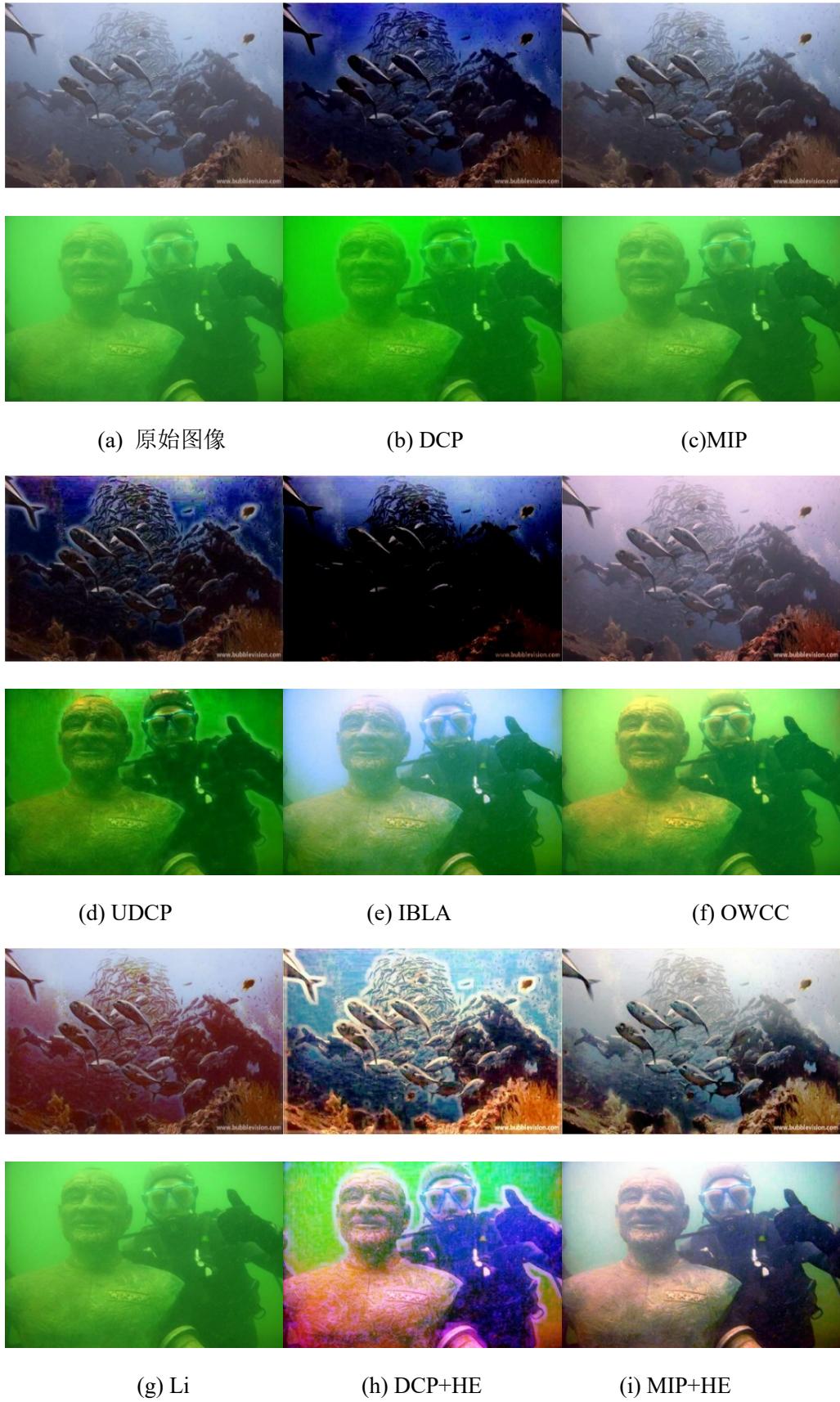




图 5-13 比较结果

Fig. 5-13 Comparison results

5.5.2 客观性能比较

为了定量评价不同增强/复原方法的增强效果，本文选择两种全参考定量指标：RMSE^[41]和 SSIM^[83]；三种非参考定量指标来量化复原图像的有效信息熵、对比度和色彩，分别是信息熵(ENTROPY)、无参考图像空间质量评估(Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator, BRISQUE)^[86]和水下彩色图像质量评价(Underwater Color Image Quality Evaluation, UCIQE)^[87]。

表 5-2 所示的定量评估给出了 150 幅测试图像的平均值，加粗的数字表示在对应评价指标中的最好结果，其中图 5-13 为对比结果的两个例子。从表 5-2 可以看出，基于 DCP、MIP、UDCP、IBLA 的复原方法使用 HE 作为后处理可以在几乎不耗时的前提下显著提高定量评价结果，包括本文提出的复原方法在使用基于改进白平衡的颜色纠正作为后处理也明显地提高增强效果。虽然 Li 的方法引入红色通道的颜色纠正和自适应曝光地图，但是该方法忽略了水下图像中 RGB 通道的关联性，容易造成图像失真，因此该方法在各项评价指标中都偏低。本文提出的复原方法和增强方法分别在对比的复原方法和增强方法中都获得最高的定量评价，本文提出的增强方法在各项指标都获得最高值，进一步表明本文方法可以在保持图像原始结构、引入较少的噪声的前提下，最大限度地揭露原始图像的细节信息、还原图像的自然属性及平衡色度、饱和度和对比度，获得较好的视觉效果。

表 5-2 基于不同方法的复原和增强结果的定量分析

Table 5-2 Quantitative analysis of restoration and enhancement results based on different methods

方法	IQA					
	RMSE	SSIM	ENTROPY	BRISQUE	UCIQE	RT (s)
DCP	45.12	0.48	5.57	48.05	0.29	1.46
MIP	43.95	0.49	6.21	46.28	0.32	2.58
UDCP	47.56	0.56	5.81	41.18	0.34	1.02
IBLA	30.59	0.71	7.38	35.78	0.52	2.21
OWCC	30.45	0.72	7.66	34.59	0.54	0.69
Li	32.45	0.68	7.42	35.73	0.52	1.86
DCP+HE	37.59	0.51	6.64	44.12	0.43	1.52
MIP+HE	38.82	0.58	6.81	43.88	0.46	1.61
UDCP+HE	39.28	0.58	6.71	37.78	0.47	1.13
IBLA+HE	28.81	0.73	7.74	33.58	0.58	2.33
Ours	27.45	0.75	8.03	31.78	0.63	0.71

5.6 本章小结

本章针对水下图像的成像特征, 提出了一种基于 BL 统计模型和最优 TM 估计模型的水下图像复原和基于改进白平衡的色彩校正的水下图像增强方法。为了保证 BL 估计模型的鲁棒性和准确性, 建立首个 MBALs 数据库, 依据 R 和 G-B 通道的直方图与 MABLs 的关系统计分析, 分别建立 R 通道 BL 估计的非线性指数模型和 GB 通道 BL 估计的线性模型。为了提高 TMs 的估计结果, 本文提出基于 ULAP 的深度地图和 ARSM 分别补偿、修正基于 NUDCP 估计 R 通道的 TM, 并根据水下成像的光学特性推导出 G-B 通道的 TMs。最后, 本文介绍了一种简单有效的色彩校正方法提高复原图像的对比度和色彩。主观性能分析和客观性能分析说明本章提出的图像增强模型比目前最先进的图像复原或增强方法更优越, 适用于增强各种水下图像。对于一些近距离拍摄的水下图像, 由于 MABLs 的局限性导致基于统计模型的 BL 估计方法不能获得正确的 BLs, 值得庆幸的是, 那些图像在复原时对估计的 BLs 不够敏感, 因此本章方法不会造成图像失真。

第六章 水下图像增强的综合评价

前三个章节中针对不同的问题分别提出了考虑光学成像模型的三种图像增强方法：基于图像成像模型（Image Formation Model, IFM）的相对全局直方图拉伸（Relative Global Histogram Stretching, RGHS）的图像增强（简称为 Ours1）、基于 IFM 的背景光融合估计（Background Light Fusion, BLF）与新水下暗通道先验（New Underwater Dark Channel Prior, NUDCP）的透射率估计和颜色平衡相结合的图像增强（简称为 Ours2）、基于 IFM 的背景光统计模型（Background Light Statistical Model, BLSM）和透射率优化（Transmission Map Optimizer, TMO）与颜色纠正相结合的图像增强（简称为 Ours3）。本章将本文所提的三种算法与主流算法比较，通过主观和客观的质量分析全面综合地评价了基于 IFM 的图像复原方法中 TM 和 BL 估计方法的有效性、水下图像增强方法和水下图像复原方法的性能。

6.1 比较的方法

比较的方法可以分为基于像素值重分布的图像增强算法：HE^[26]和 CLAHE^[27]；针对水下图像的增强方法：直方图滑动拉伸（Integrated Colour Model, ICM）^[38]、基于 VKH 的颜色修正和选择性直方图拉伸的对比度优化的非监督水下图像增强算法（Unsupervised Colour Correction Method, UCM）^[39]、基于融合（Fusion-based, FB）的水下图像增强模型^[40]和基于瑞利分布（Rayleigh Distribution, RD）的水下图像增强方法^[43]；基于物理模型的水下图像复原方法：基于经典的暗通道先验（DCP）的单幅图像去雾（Single Image Removal, SIR）^[60]、基于最大像素先验（Maximum Intensity Prior, MIP）^[62]的初步水下图像去雾（Initial Underwater Image Dehazing, IUID）、基于 DCP 的水下图像去散射（Removal of Water Scattering, RoWS）^[61]、基于 DCP 的快速图像复原（Rapid Image Restoration, RIR）^[63]、波长弥补和图像去雾（Wavelength Compensation and Image Dehazing, WCID）^[64]、基于新光学模型（New Optical Model, NOM）的水下图像增强^[67]、基于水下暗通道先验（UDCP）的透射率估计（Transmission Estimation of Underwater Image, TEoUI）^[65]、基于红色通道先验（Red Channel Prior, RCP）的水下图像复原^[69]、基于图像模糊度（Blurriness Prior, BP）的水下图像复原^[73]、基于 GB 通道去雾（GBD）和 R 通道颜色纠正（RCC）的水下图像增强^[71]、基于图像模糊和光吸收（Image Blurriness and Light Absorption, IBLA）的水下图像复原^[74]。

BL 估计方法和 TM 估计方法决定了基于 IFM 的水下图像复原方法的鲁棒性，传统的图像增强方法在一定程度上可以提高复原水下图像的对比度和亮度。本章将从主观性能和客观性能两方面综合性比较目前通用的 BL 估计模型、TM 估计模型和水下图像增强方法，全面阐述基于不同先验性的 BL 估计模型和 TM 估计模型存在的优缺点、BL 估计结果对 TM 估计的影响、增强方法对不同类型的水下图像的复原效果。

表 6-1 水下图像复原方法中 BL 和 TM 估计公式及对应的先验性

Table 6-1 Formulas for estimation of BL and TM, and corresponding priors in underwater image restoration methods

年份	方法	BL 估计	TM 估计	先验性
2010	文献[62]	$I^c(\arg \min MIP^c(x))$	$t^c = MIP^c(x) + (1 - \min MIP^c(x))$	MIP/MIP
2010	文献[61]	$I^c(\arg \max P^c(x))$	$t^c = 1 - \min_{y \in \Omega(x), c} (I^c(y)B^c)$	DCP/DCP
2011	文献[63]	$I^c \left(\arg \max_{x \in p_{0.1\%}} \sum_c I^c(x) \right)$	$t^c = 1 - \text{med}_{y \in \Omega(x), c} \left(\frac{I^c(y)}{B^c} \right)$	DCP/DCP
2012	文献[64]	$I^c(\arg \max P^c(x))$	$t^c = 1 - \min_{y \in \Omega(x), c} \left(\frac{I^c(y)}{B^c} \right), t^{c'} = (t^r)^{\frac{\beta^{c'}}{\beta^r}}$	DCP/DCP
2013	文献[67]	$I^c \left(\arg \min \left(I_{dark}^r(x) - (\max I_{dark}^{c'}(x)) \right) \right)$	$t^{c'} = 1 - \min_{y \in \Omega(x), c'} \left(\frac{I^{c'}(y)}{B^{c'}} \right), t^r = \tau \max_{y \in \Omega(x)} I^r(y), \tau = \frac{\text{avg}(t^{c'})}{\text{avg}(\max_{y \in \Omega(x)} I^r(y))}$	MIP/UDCP
2013	文献[65]	$I^c(\arg \max P^c(x))$	$t^c = 1 - \min_{y \in \Omega(x), c'} \left(\frac{I^{c'}(y)}{B^{c'}} \right)$	UDCP /UDCP
2015	文献[69]	$I^c \left(\arg \max_{x \in p_{10\%}} \sum_c I^c(x) \right)$	$t^r = 1 - \min \left(\min_{y \in \Omega(x), c'} \left(\frac{I^{c'}(y)}{B^{c'}} \right), \lambda \min_{y \in \Omega(x)} \text{Sat}(y), \min_{y \in \Omega(x)} \left(\frac{(I^r(y))}{1-B^r} \right) \right), t^{c'} = (t^r)^{\lambda^{c'b}}$	RCP/RCP
2015	文献[70]	$I^c \left(\arg \max_{x \in p_{0.1\%}, c'} I^r(x) - I^{c'}(y) \right)$	$t^r = 1 - \min_{y \in \Omega(x), c} \left(\frac{I^c(y)}{B^c} \right), t^{c'} = (t^r)^{\frac{\beta^{c'}}{\beta^r}}$ $\frac{\beta^{c'}}{\beta^r} = \frac{B^{r,\infty}(m\lambda^{c'}+i)}{B^{c',\infty}(m\lambda^r+i)}$	DCP+MIP /DCP
2015	文献[73]	$\frac{1}{ p_{0.1\%} } \sum_{x \in p_{0.1\%}} I^c(x)$	$t^c = F_g \{C_r[P_r(x)]\}$	DCP/BP
2016	文献[71]	$\text{Avg} \left(I^{c'}(\arg \min MIP^c) \right)$	$t^c = 1 - \min_{y \in \Omega(x), c} \left(\frac{I^{c'}(y)}{B^{c'}} \right)$	MIP/UDCP

表 6-1 按发表年份顺序总结了主流的水下图像复原方法采用 BL 估计方法（第三列）、TM 估计方法（第四列）和基于的先验性（第五列，其中斜杠的左右两边

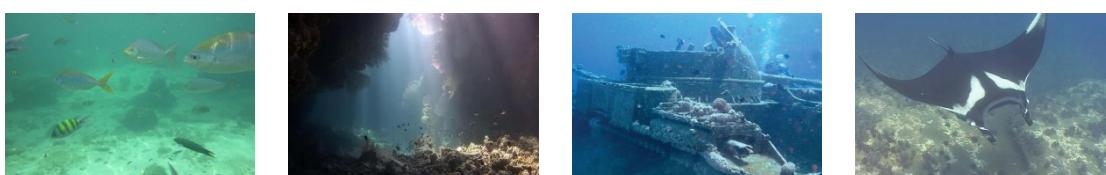
分别表示 BL 估计和 TM 估计时所使用的先验性)。为了方便, 本章笼统地将 R 通道与 GB 通道的差值定义为 MIP。由于本文提出的和 Peng 提出的 BL 和 TM 估计方法及先验性(见 5.3.1 中的数据集训练)在以上章节做出具体介绍, 因此不列在上述表格。将表 6-1 中所有参数简化如下 $P^c = \min_{y \in \Omega(x), c \in \{r, g, b\}} (I^c(y))$, $P^{c'} = \min_{y \in \Omega(x), c' \in \{g, b\}} (I^{c'}(y))$, $MIP^c = \max_{y \in \Omega(x)} (I^r(y)) - \max_{y \in \Omega(x), c' \in \{g, b\}} (I^{c'}(y))$, 其中 $c \in \{r, g, b\}$, $c' \in \{g, b\}$ 。 B^c, t^c 和 $B^{c'}, t^{c'}$ 分别表示 RGB 通道和 GB 通道的 BL 与 TM, B^r, B^g, B^b 和 t^r, t^g, t^b 分别表示 R-G-B 通道的 BL 和 TM。

6.2 背景光估计模型的综合比较

水下图像的 BL 估计方法是一个容易被研究人员忽略的方面, 但是估计的 BL 决定复原图像的色调和视觉效果, 而且水下图像的 TM 估计结果在很大层度上依赖 BL 的估计结果, 从表 6-1 可以看出 BL 影响 TM 估计。因此, 本小节通过主观性能分析和客观性能分析评价不同 BL 估计方法的性能。

6.2.1 主观性能分析

为了比较基于不同先验的 BL 估计方法, 本文从水下图像数据集中选择不同场景、不同目标和不同色调的经典图像作为测试图像。图 6-1(a)分别展示了存在自然光源和低亮度场景的浅海区域、浑浊海域的沉船和前景区域中游动的蝙蝠鱼; 图 6-1(b)是本文建立的 MABLs 中的 BL 作为参考值; 图 6-1(c-n)是基于不同先验的 BL 估计模型得到的 BLs。其中, 图 6-1(c-e)展示了基于 DCP 的 BL 估计模型的估计结果、图 6-1(f)展示了基于 DCP 和 MIP 的 BL 估计模型的估计结果、图 6-1(g-i)展示了基于 MIP 的 BL 估计模型的估计结果、图 6-1(j)和图 6-1(k)分别展示了基于 UDCP 的 BL 估计模型和基于 RCP 的 BL 估计模型的估计结果、图 6-1(l-m)展示了基于 Fusion 的 BL 估计模型的估计结果、图 6-1(n)展示了基于 Statistical Model 的 BL 估计模型的估计结果。



(a) 原图

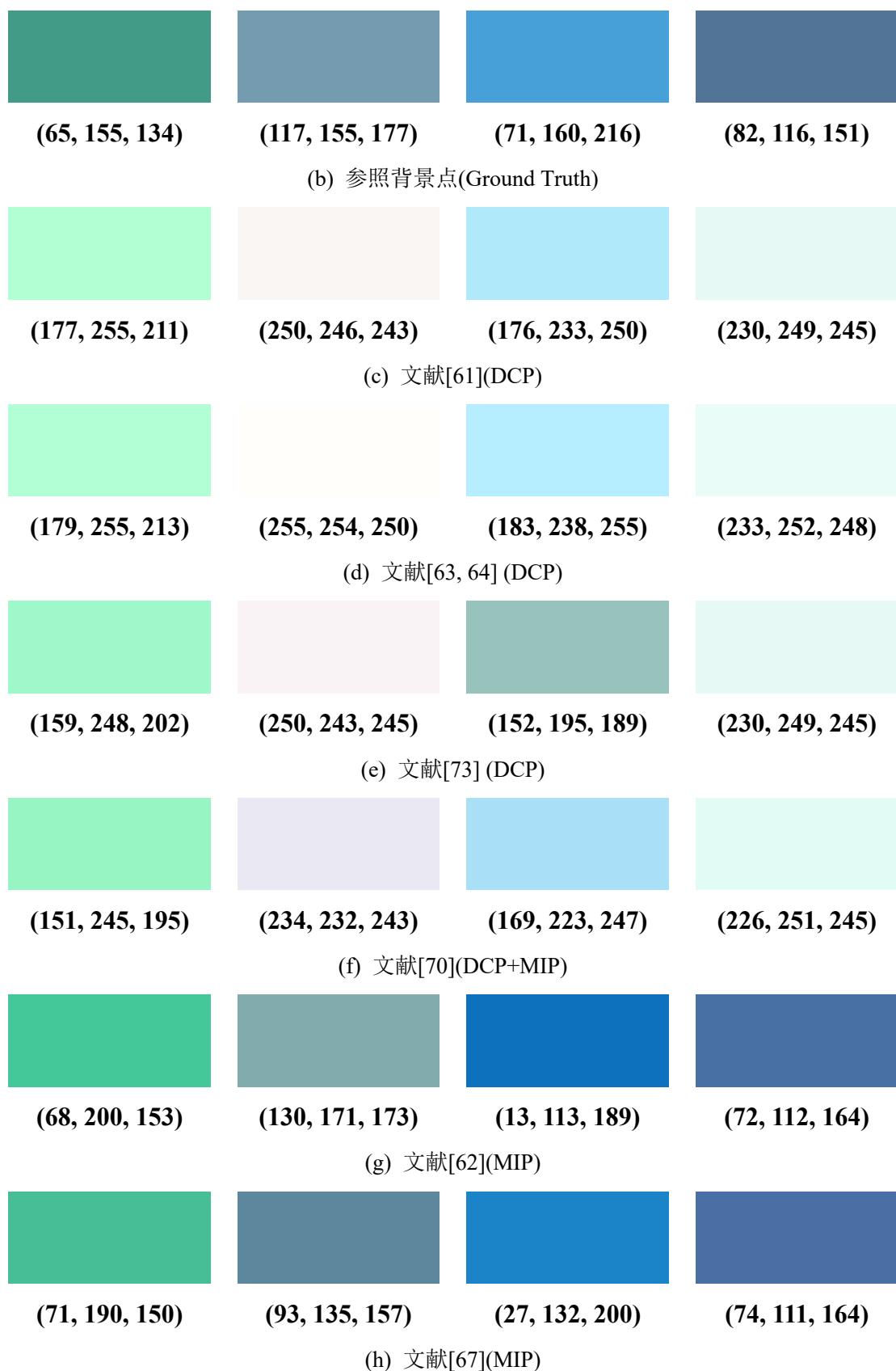




图 6-1 基于不同先验的 BL 估计方法比较

Fig. 6-1 Comparisons of BLs estimation methods based on different prior

比较图 6-1(c-e)和图 6-1(b)可以看出基于 DCP 的 BL 估计方法选择整幅图像中较亮的像素点作为背景光，四幅图像的 BLs 都估计错误。虽然研究表明基于 DCP 的 BL 估计方法可以避免盲目地选择最强像素作为背景光，由于 DCP 忽略水下图

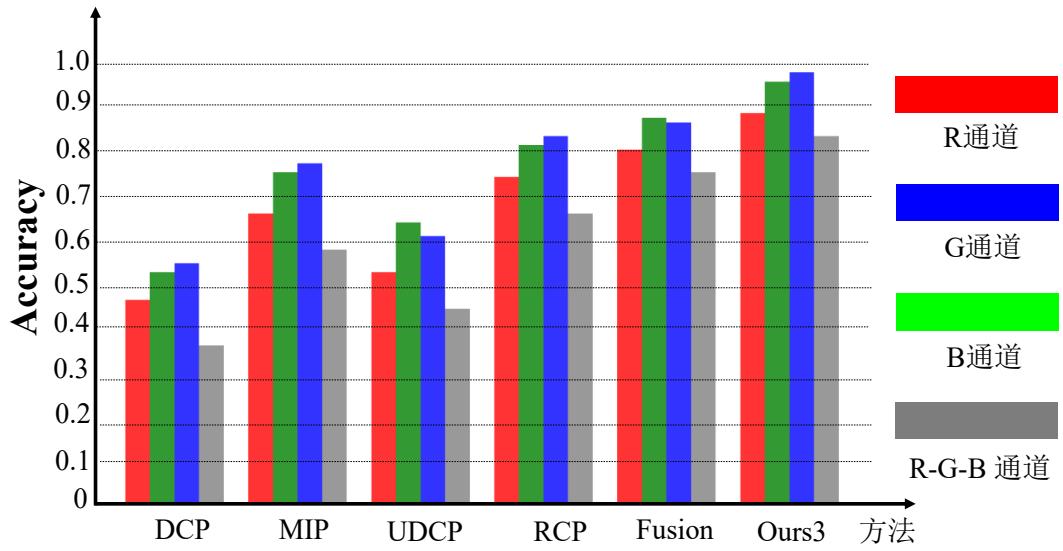
像的光学成像特性，该特性造成水下图像的 R 通道和 GB 通道存在显著差异，导致基于 DCP 的 BL 估计方法失效。图 6-1(f)展示了从水下图像的暗通道中选择前 0.1% 最亮的像素所对应于原始图像中 R 通道强度和 GB 通道强度差值最大的点作为背景光，该方法考虑了 RGB 通道的分布特性，但是从水下图像的暗通道中选择较亮像素使得 MIP 无用武之地，最终还是造成估计失败。

由于 MIP 认为背景区域的 R 通道和 GB 通道的强度存在明显的差异性，可以有效地避免自然光源和前景过亮的干扰，因此，图 6-1(g-i)中大部分结果与参考点相近。图 6-1(j) 中结果和基于 DCP 的 BL 估计方法的估计结果相似，UDCP 忽略红色通道去估计 BL 并不能提高 BL 估计方法的正确性。由于 RCP 认为红色通道中较暗区域作为 BL 候选区域，在图 6-1(k)中，存在自然光源的浅海图像所估计的背景点就偏小。基于 Fusion 的 BL 估计方法选择的三种 BL 估计方法存在相似性并且融合方法相似，因此图 6-1(l)和图 6-1(m)的估计结果相近。比较图 6-1(b)和图 6-1(n)可以表明本文提出的 BL 估计的统计模型可以得到可靠的估计值。

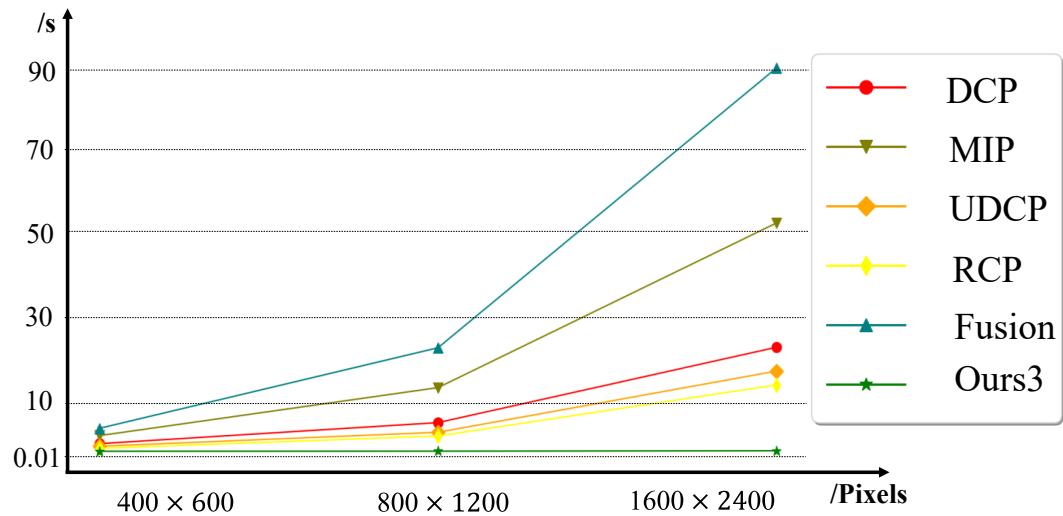
综合所述，基于 DCP 和基于 UDCP 的 BL 估计模型不能有效地估计水下图像的背景光，基于 RCP 的 BL 估计模型虽然可以适用于部分复杂环境下的水下图像，但是过于片面地认为红色通道中较暗区域作为背景光候选区域。MIP 通过分析水下图像的成像特性，认为水下图像的 R 通道和 GB 通道存在较大差异，因此 MIP 可以适用于多种类型的水下图像的 BL 估计。基于 Fusion 的 BL 估计模型的估计结果很大程度上取决于融合分量和融合方式，本文通过改进主流的 BL 估计方法并考虑水下图像光学原理提出选择性融合模型构建一种具有鲁棒性的 BL 估计模型。本文提出的 BL 估计的统计模型可以正确地估计多种类型的水下图像的背景光。

6.2.2 客观性能分析

本节将多种 BL 估计模型的估计结果与 MABLs 进行比较，使用 30% 的测试数据计算估计的 BLs 和 MABLs 的绝对差值，然后，分别设定 R 通道和 GB 通道的容忍度为 30 和 40，例如 R 通道的 BLs 和 MABLs 的绝对差值小于 30 就认为估计结果是正确的，否则为错误的，按照上述标准判定 BLs 的正确性。为了更好地描绘不同 BL 估计方法的估计精度，本节从基于 DCP、基于 MIP、基于 Fusion 的 BL 估计方法中选择估计精度较高和运行时间较短的估计方法作为比较对象，其它对比方法包括基于 UDCP 和基于 RCP 的 BL 估计方法，为了方便显示，将 Ours3 表示为本文提出的基于统计模型的 BL 估计方法。图 6-2 显示基于不同先验性的 BL 估计的精度与运行时间比较结果。



(a) BL估计的精度



(b) BL估计的运行时间

图 6-2 BL 估计的精度和运行时间比较结果

Fig. 6-2 Comparisons results of accuracy and running time of BL estimation.

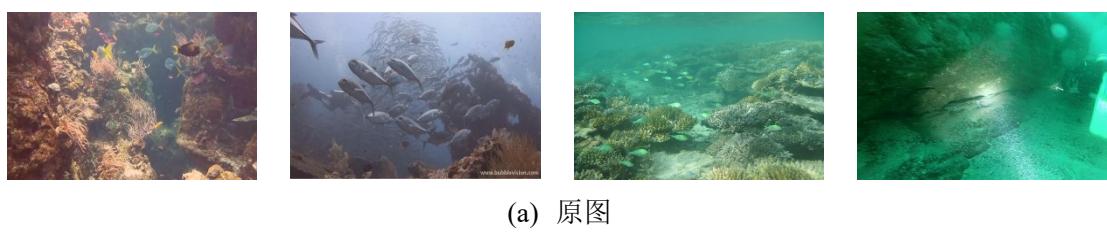
从图 6-2 可知，基于 DCP 和基于 UDCP 的 BLs 估计精度是最低的，说明 DCP 和 UDCP 不适用于多种类型的水下图像。从图 6-1 中看出 MIP 成功地估计出三种图像的 BLs，对于多种类型、环境复杂的水下图像，基于 MIP 的 BL 估计方法表现出较低的估计精度。基于 RCP 和基于 Fusion 的 BL 估计方法在测试集中表现出较好的估计结果，然而，本文提出的统计模型获得最高的估计精度。由于 G-B 通道或 R-G-B 通道的暗通道的执行计算量大，使得基于 DCP 和基于 UDCP 的 BL 估计方法运行时间较长，并随着图像尺寸（/像素）的增大而线性增加。在处理相同像

素的水下图像时,由于MIP使用了R通道和G-B通道的局部最大化,基于MIP的BL估计方法的运行时间大概是基于DCP和基于UDCP的BL估计方法的运行时间的两倍。基于Fusion的BL估计方法从三个BLs中加权融合得到BL,可以获得较高的BL估计精度,但是该方法的运行效率很低。本文使用R通道BL估计的非线性模型和G-B通道BL估计的线性模型,可以快速、有效地估计多种类型的水下图像,而且,基于统计的BL估计模型在估计 400×600 像素的水下图像时可达到毫秒级每一帧。通过增强本文提出的BL统计模型的鲁棒性,在水下导航等应用中可以将该算法直接嵌入水下摄像头完成BL实时估计。

6.3 透射率估计模型的综合比较

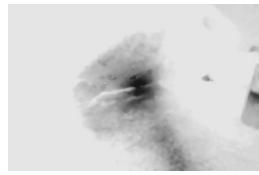
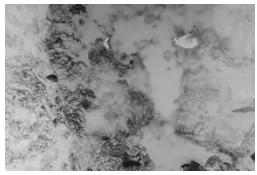
在比较透射率估计精度上,由于没有参考深度地图/透射率,本节通过主观视觉分析多种TM估计方法的正确性。基于IFM的水下图像复原在估计透射率时会使用DCP、MIP、UDCP、NUDCP、RCP、BP、IBLA和ULAP等先验性。本文依据离相机近的场景所对应的透射率就越大,TM中表现的越白;相反离相机较远的场景,其透射率就越小,TM中表现的越黑这一原则比较基于不同先验的TM估计方法在估计复杂场景下水下图像TM的性能,本节从水下图像数据集中选择具有挑战性的水下图像作为原始图像。

图6-3(a)分别是能见度低的绝壁(Cliff)、模糊的海鱼(Shoal)、海底的珊瑚(Coral)和存在人造光源的岩石(Rock),图6-3(b-o)是基于不同先验的TM估计模型的估计结果,除了图6-3(i)是G-B通道的透射率,其余图像是R通道的透射率。图6-3(b-e)是基于DCP的TM估计方法的结果、图6-3(f)是基于MIP的TM估计方法的结果、图6-3(g-i)是基于UDCP的TM估计方法的结果、图6-3(j)和图6-3(k)分别是基于BP的TM估计方法和基于RCP的TM估计方法的结果、图6-3(l)和图6-3(m)分别是基于IBLA的BL估计方法和基于NUDCP的BL估计方法的结果、图6-3(n)和图6-3(o)展示了基于ULAP的TM估计方法和基于Optimization Model(OPM)的TM估计方法的结果。为了更好地表现TM估计结果,本文统一使用导向滤波器精细化处理所有方法估计的TMs。

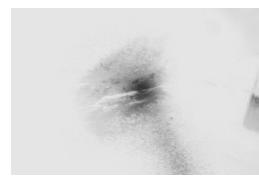




(b) 文献[61](DCP)



(c) 文献[63](DCP)



(d) 文献[64](DCP)



(e) 文献[70](DCP)



(f) 文献[62](DCP)



(g) 文献[67](UDCP)



(h) 文献[65](UDCP)

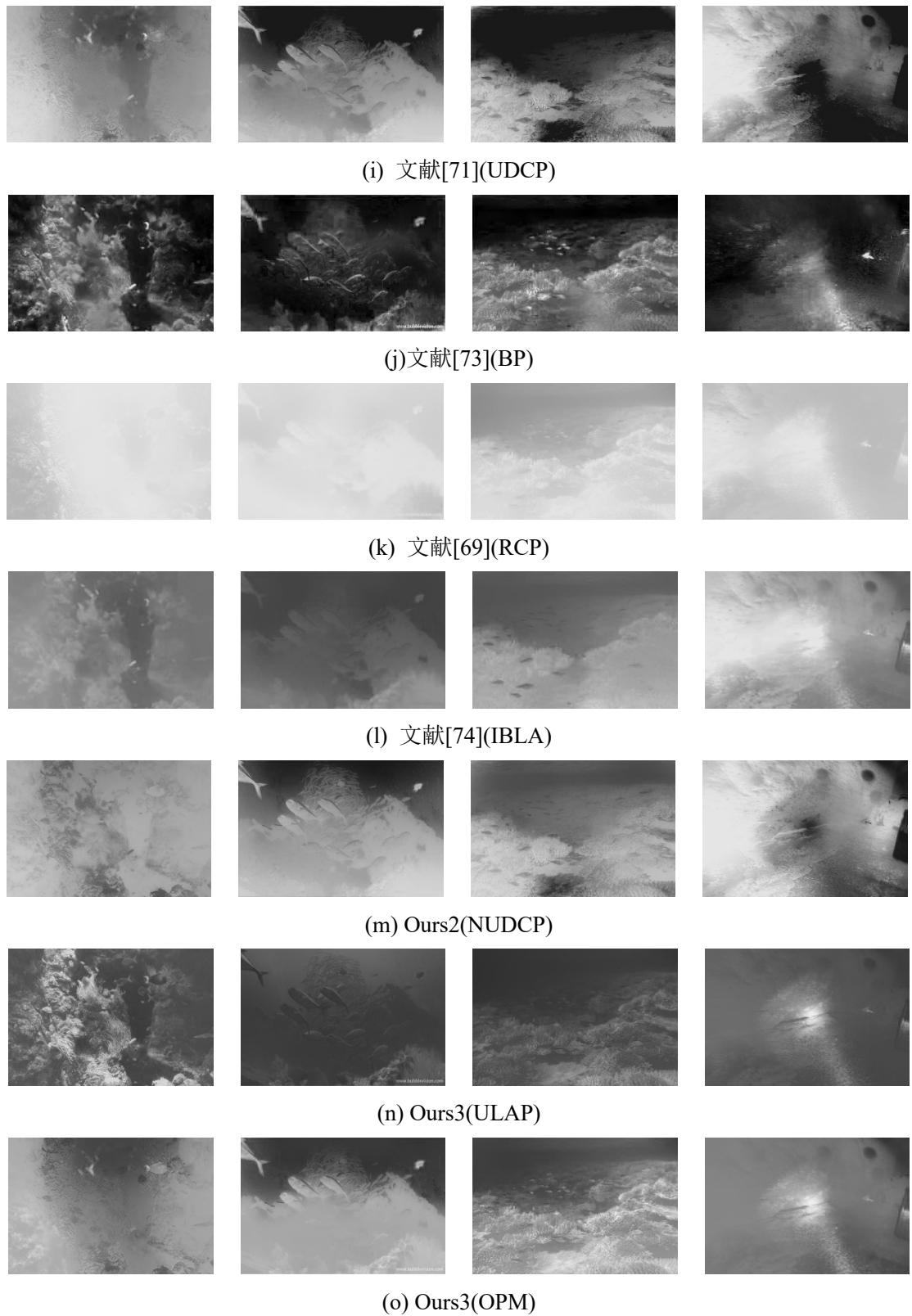


图 6-3 基于不同先验的 TM 估计方法比较

Fig. 6-3 Comparisons of TMs estimation methods based on different prior

在图 6-3(b-e)中, 由于 Shoal 中 RGB 通道的 BL 估计较大, 基于 DCP 的 TM 估

计方法相对正确地得到 Shoal 的透射率，但是估计 Cliff 和 Coral 的 TMs 时却得到错误的估计结果（离相机近的目标或地表所对应的 TMs 偏小表现得偏黑），这是因为 BLs 的正确性直接影响 TMs 的正确性。由于基于 DCP 的 TM 估计方法错误地认为存在人造光源的区域是背景区域，造成该区域的 TM 偏小，因此这类估计方法都不能正确地得到 Rock 的 TM。总体来说，基于 DCP 的 TM 估计方法对于不同特性的水下图像比较敏感，适用范围较低。

从图 6-3(f)中可以看出，针对水下特性而提出的 MIP 能够大致地估计上述四幅图像的 TMs，但是估计结果偏大、细节模糊，特别容易产生相似值的局部块。在图 6-3(g)中，基于 UDCP 的 TM 估计方法首先基于 UDCP 估计 G-B 通道的透射率，然后考虑 R 通道和 G-B 通道的关联得到 R 通道的透射率，该方法成功地估计存在人造光源区域的透射率，但是不能得到 Shoal 的 TM。在图 6-3(h-i)中，基于 UDCP 的 TM 估计方法可以估计绝壁（Cliff）、海鱼（Shoal）和珊瑚（Coral）的 TMs，对于存在人造光源区域的 Rock 还是估计错误。从图 6-3(k)可以看出基于 RCP 的 TM 估计方法可以大致表达水下图像的 TMs，但是估计的 TMs 偏大，饱和度的引入有效地避免人造光源对 TM 估计的影响，估计偏大的 TMs 使得复原效果不明显。在图 6-3(j)和图 6-3(l)中，基于 BP 和基于 IBLA 的 TM 估计方法适用于四种典型特征的水下图像，而且基于 BP 改进的 IBLA 方法凸显了水下图像 TM 的局部细节和纹理信息。

在图 6-3(m)中，基于 NUDCP 的 TM 估计方法得到的绝壁（Cliff）、海鱼（Shoal）和珊瑚（Coral）的 TMs 比基于 DCP 和 UDCP 估计的 TMs 更加准确，由于没有考虑人造光源对 TM 估计的影响，导致 Rock 的 TM 估计失败。在图 6-3(n)中，基于 ULAP 的 TM 估计方法低估 Shoal 的 TM，而且也没有正确地表示 Shoal 的深度信息，但是 TM 估计的线性模型可以快速地估计其余三幅图像的 TMs，特别是正确地预估存在人造光源的区域。在图 6-3(o)中，通过基于 ULAP 估计的深度信息和调整的反向饱和地图分别弥补和纠正的图 6-3(m)中绝壁（Cliff）、海鱼（Shoal）和珊瑚（Coral）的错误信息，同时进一步改善存在人造光源的岩石（Rock）的透射率。

综合所述，基于 DCP 的 TM 估计方法适用于部分水下图像，容易造成图像中蓝绿色区域的 TM 偏大；基于 MIP 的 TM 估计方法基本上可以估计原始图像的深度信息，但是 TM 的细节信息过于模糊；基于 UDCP 的 TM 估计方法优于基于 DCP 的 TM 估计方法，对于 R 通道强度过低的水下图像，该方法往往会估计失败。基于 UDCP 的 TM 估计方法直接避免红色通道对 TM 估计的影响，一定程度上改

进了基于 DCP 的 TM 估计方法，对于复杂环境下的水下图像，该方法仍然不够鲁棒性；基于 RCP 的 TM 估计模型估计出大致的深度信息，但是估计的 TM 整体偏大；基于 IBLA 的 TM 估计方法通过考虑水下图像在成像时受到的光线衰减和图像模糊度改进基于 BP 的 TM 估计方法；基于 ULAP 的 TM 估计方法虽然不能还原部分水下图像的 TM，但是该方法极大地提高了 TM 估计的效率；基于 OPM 的 TM 估计模型几乎可以还原多种类型的水下图像的 TMs，精细化 TMs 的局部细节。

6.4 水下图像增强的综合分析

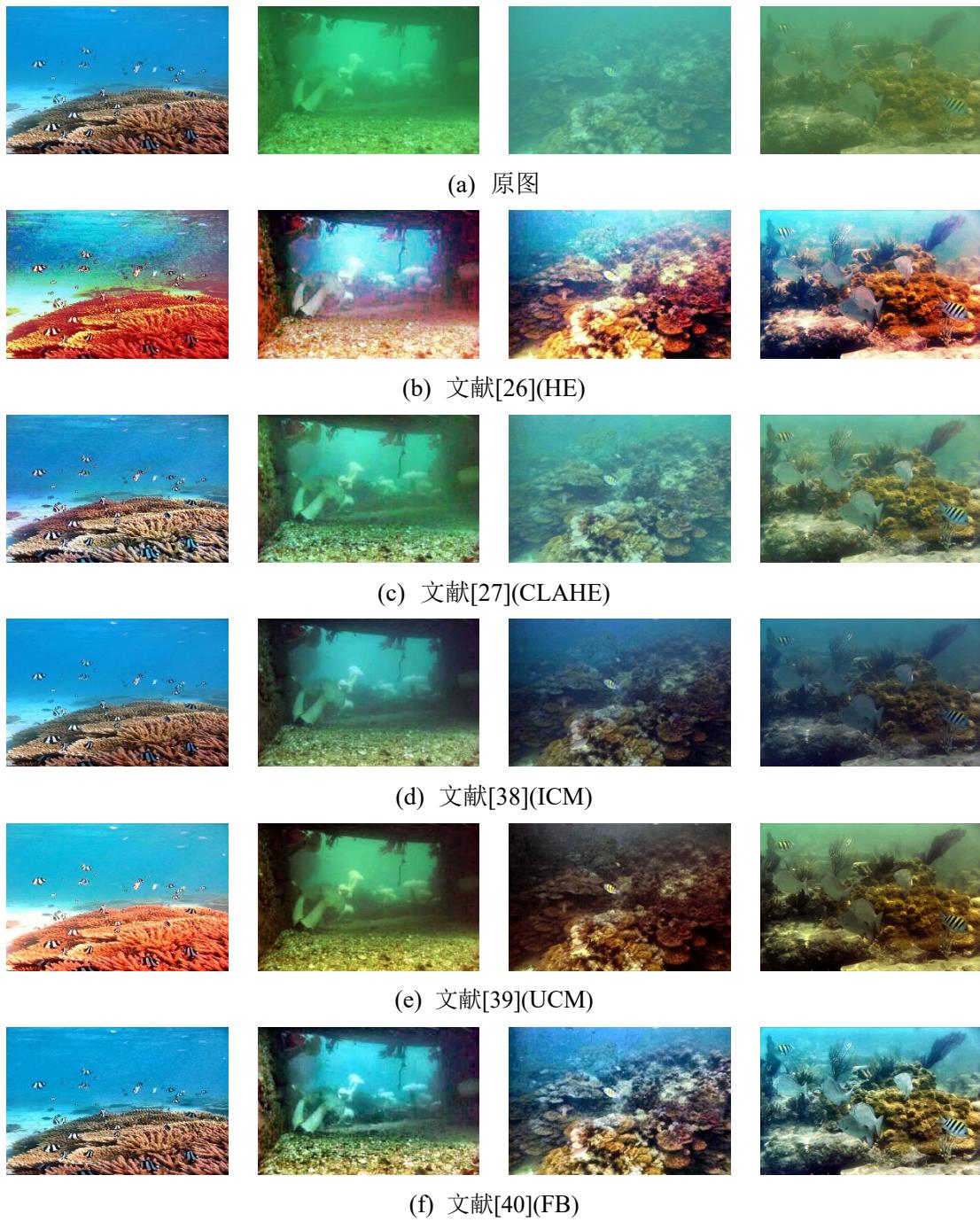
为了综合性地分析多种水下图像增强方法在面对一些具有挑战性场景的水下图像时的性能，本节选取蓝色场景、绿色场景、混浊场景和能见度低的浓雾场景下的水下图像作为测试图像，同时，展示了传统的图像增强算法、针对水下图像的增强方法的增强结果和基于 IFM 的水下图像复原方法的 BLs、TMs 和复原图像与其采用 HE 作为后处理的增强图像。最后，本节通过主观性能分析和客观性能分析表现不同水下图像增强方法的性能。

6.4.1 主观性能分析

水下图像增强不但为了复原水下图像的真实场景，还要提高图像的对比度、保持图像的自然色调和增强图像的可见性。本节选择的增强/复原方法：经典的图像增强算法 HE、CLAHE 与针对水下图像的增强方法 ICM、UCM、Fusion-based(FB)、Rayleigh-distribution (RD)、RGHS (Ours1) 作为颜色纠正、对比对增强的对比方法和基于 DCP 的 SIR、基于 MIP 的 IUID、基于 DCP 的 RIR、基于 UDCP 的 NOM、基于 UDCP 的 TEoUI 和基于 IBLA 的水下图像复原及其使用 HE 作为后处理的图像增强结果、基于 GB 通道去雾 (GBD) 和 R 通道颜色纠正 (RCC)、本文提出的结合背景光融合和新水下暗通道的图像复原与色彩平衡的水下图像增强 (Ours2) 和基于背景光统计模型和透射率优化的水下图像增强 (Ours3)。图 6-4 中展示了基于像素值重分布的图像增强方法的结果，图 6-4(a)、图 6-4(b-c)和图 6-4(d-h)分别表示的是原图、图像增强方法的增强结果和针对水下图像的增强方法的增强结果。

在图 6-4(b)中，经过 HE 增强后的图像整体偏红、过于明亮，放大原始图像的噪点，图像中存在大量过饱和与过增强区域，表现出较差视觉效果，然而，在图 6-4(c)中，CLAHE 通过限制局部对比度的变化幅度来遏制其过增强，但是仍然没有减少噪声的引入。在图 6-4(d-e)中，ICM 和 UCM 不能有效去除蓝绿偏色、由于没有提高图像的对比度，导致增强图像亮度偏暗、色度欠饱和。在图 6-4(f)中，基于

Fusion 的图像增强方法显著提高图像的对比度和色度、然而图像偏暗，噪声加剧。在图 6-4(g)中，基于 Rayleigh-Distribution 的图像增强方法可以纠正图像色彩、提高对比度，不但给图像引入大量噪点、而且图像中存在多处相似的局部块。Ours1 增强的图 6-4(h)，具有均衡地对比度和色度，有效地降低了蓝绿色效应，保留图像的细节信息，但是增强图像的亮度偏低，存在噪声干扰。



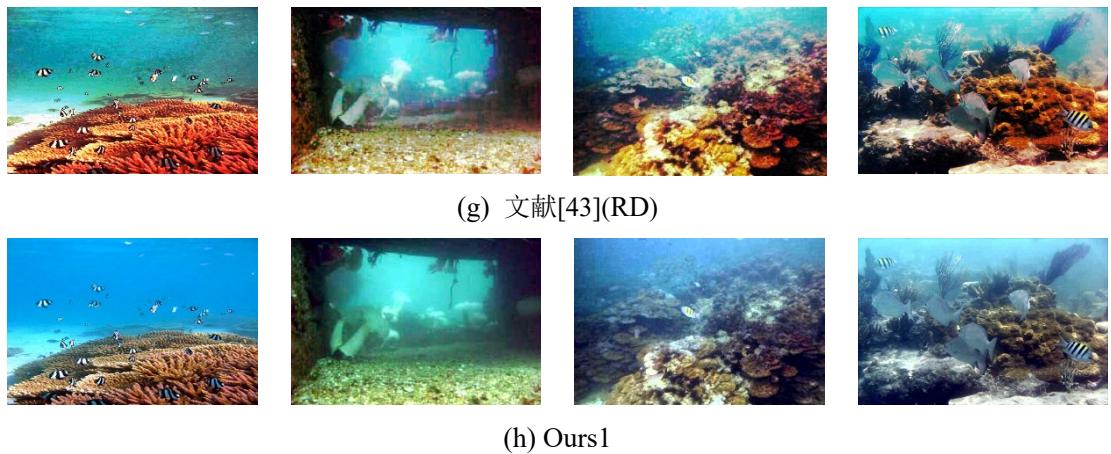
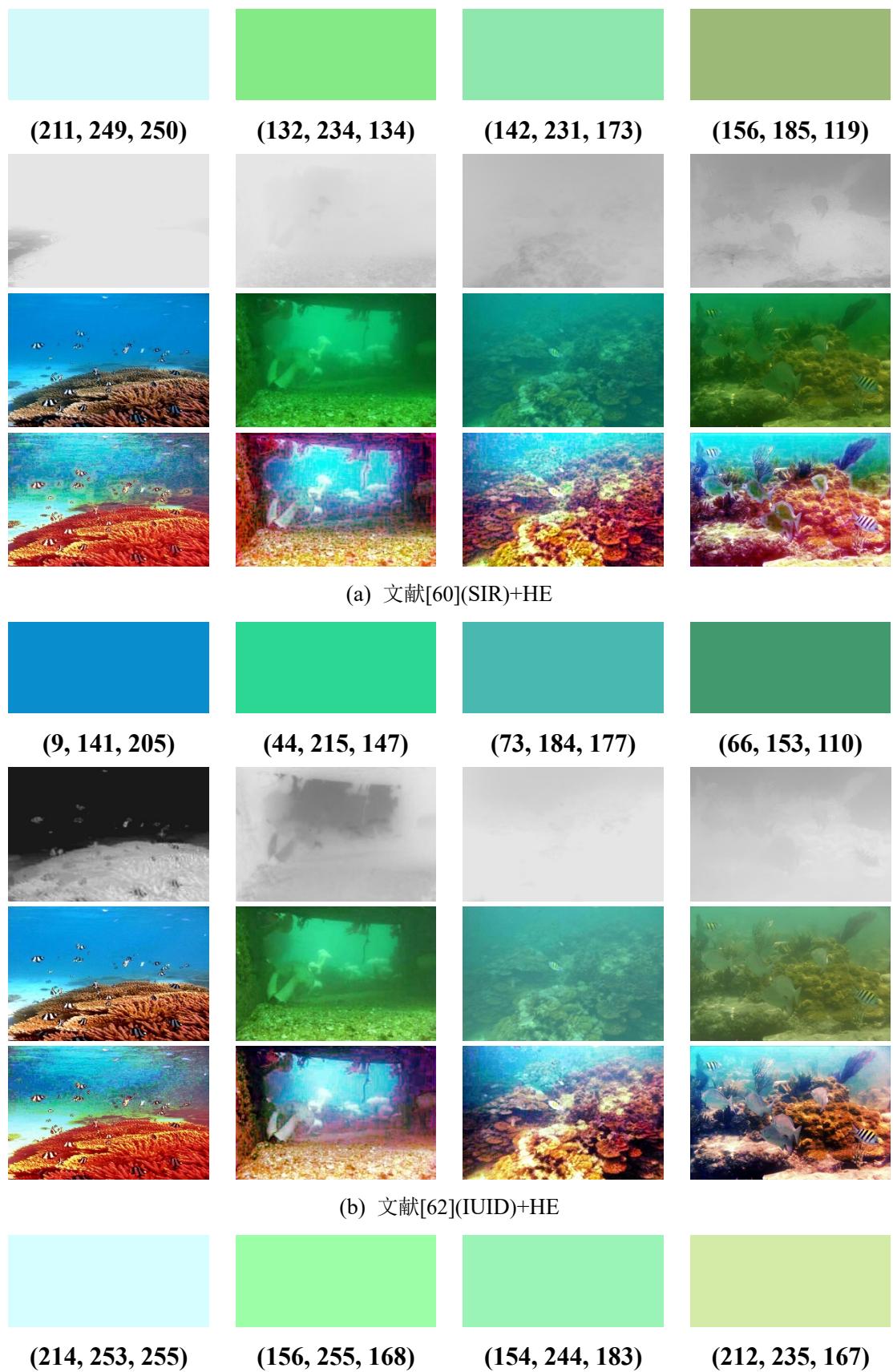
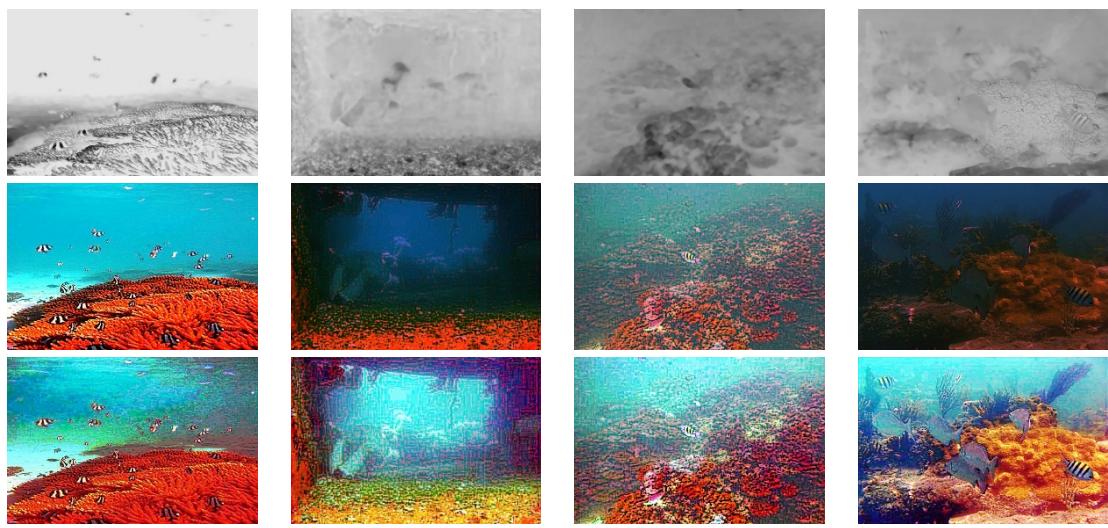


图 6-4 基于像素重分布的结果比较

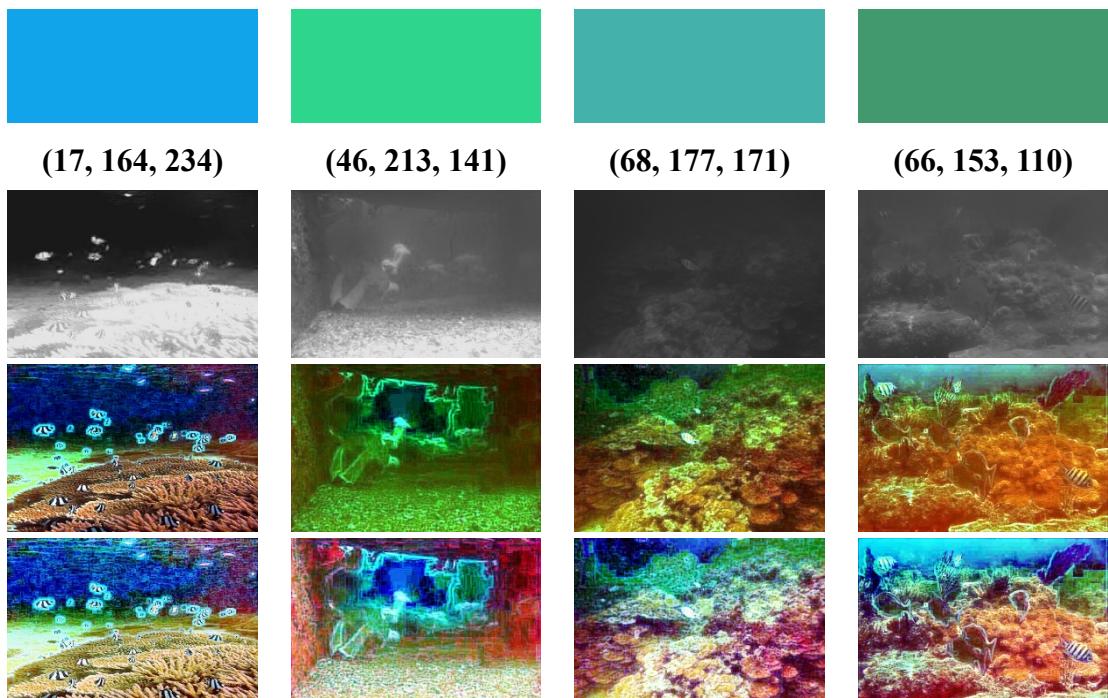
Fig. 6-4 Comparisons on results based on pixel redistribution

图 6-5 中展示了基于 IFM 的图像复原方法在复原图 6-4(a)时所估计的 BLs、TMs、复原结果和采用 HE 作为后处理的增强图像。在图 6-5(a)中，直接将 DCP 用于水下图像的 BL 和 TM 估计通常会失效，最终造成复原失败，而且经过 HE 处理后的图像存在大量噪声、颜色和对比度失真等问题，其视觉效果比原始图像还差。在图 6-5(b)中，基于 MIP 的 BL 估计和 TM 估计可以得到部分正确的预期值，由于 IUID 认为 R-G-B 通道的 TM 是相同的，因此复原图像没有去除雾气、没有解决蓝绿偏色等问题，使用 HE 作为后处理放大了复原图像中的噪声，过度增强复原图像的红色通道。在图 6-5(c)中，使用中值滤波器替代软抠图（Soft Matting），虽然提高了运行效率，但是过度增强原始图像的红色分量、引入大量噪声，最终造成图像失真。在图 6-5(d)中，基于 NOM 的图像复原可以正确地估计 BL 和 TM，由于新光学模型割断了 R 通道和 GB 通道间的光学成像关系，致使复原图像出现失真，HE 加剧复原图像的失真。在图 6-5(e)中，基于 UDCP 的 TEoUI 错误地估计 BL，由于在估计 GB 通道的 TM 时没有使用 R 通道的背景点，所以估计的 TMs 是正确的，在复原水下图像时默认 RGB 通道的透射率是相同的，由于顺利地复原 GB 通道、不能复原 R 通道，导致复原图像色调单一，经过 HE 增强的图像盲目地放大红色分量，使得图像失真。在图 6-5(f)中，基于 BL 选择性估计策略得到正确的 BL、基于 IBLA 估计的 TM 细节模糊，构建 R 通道和 GB 通道的光学成像特性，分别估计 R-G-B 通道的 TMs，可以去除蓝绿偏色、复原水下的真实场景，经过 HE 增强后的图像具有较好的对比度和颜色。综上所述，目前基于 IFM 的水下图像复原方法不能有效地去除图像中的蓝绿偏色，因此颜色校正可以进一步提高复原图像的亮度、色彩和对比度。

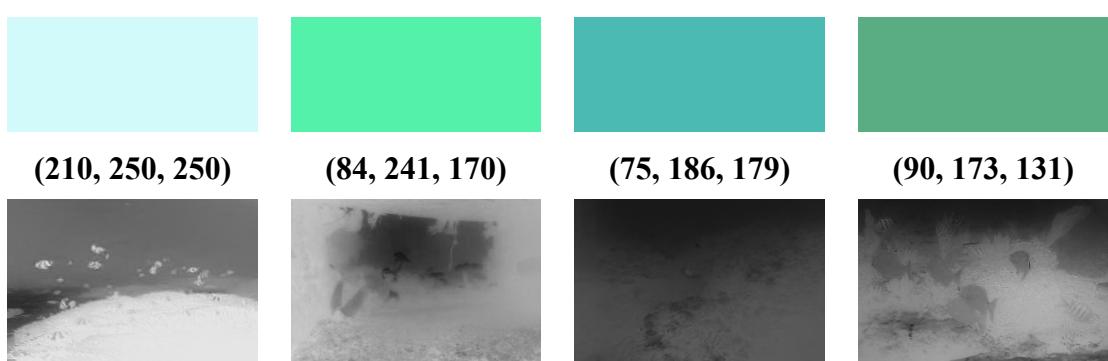




(c) 文献[63](RIR)+HE



(d) 文献[67](NOM)+HE



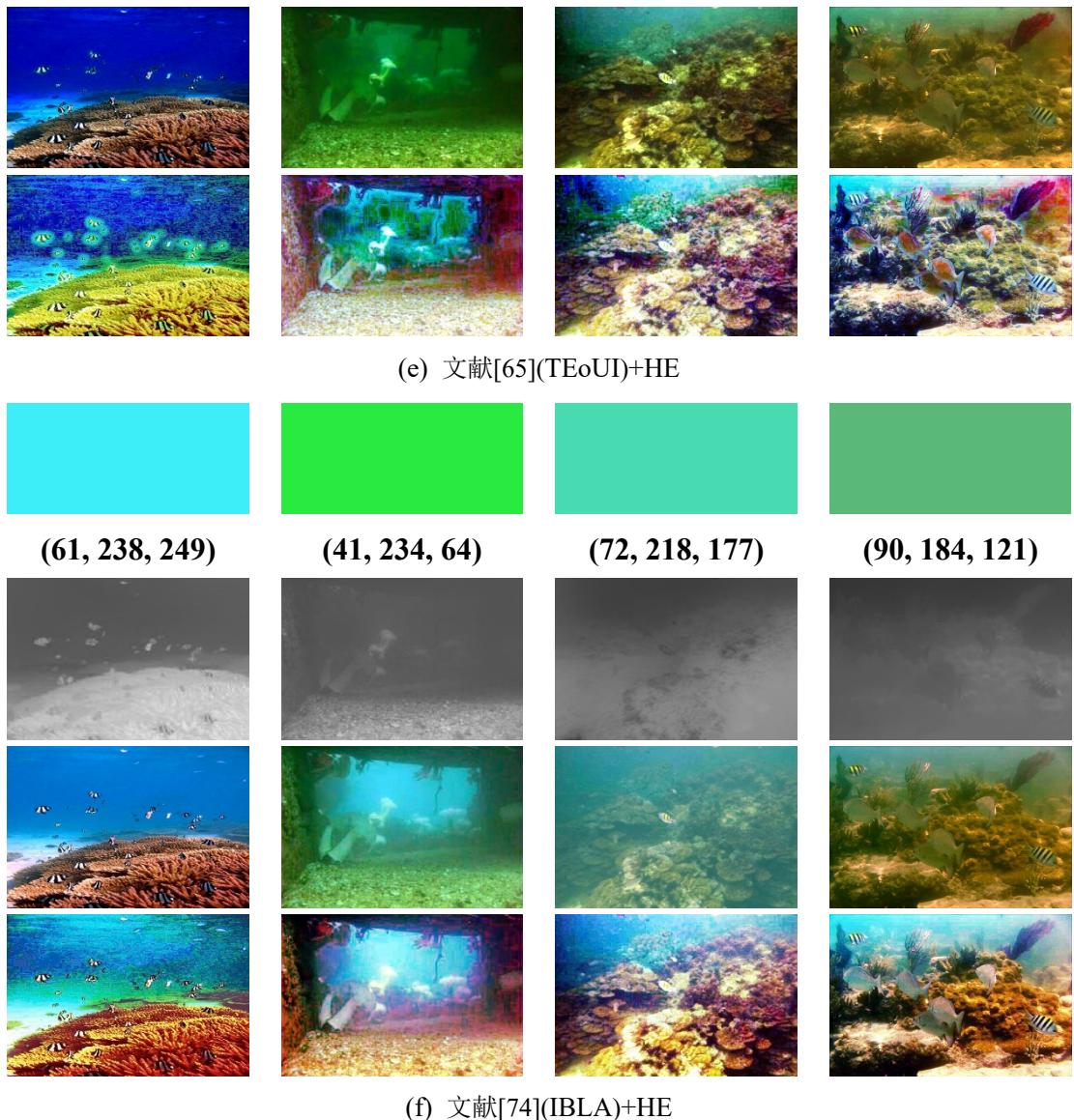
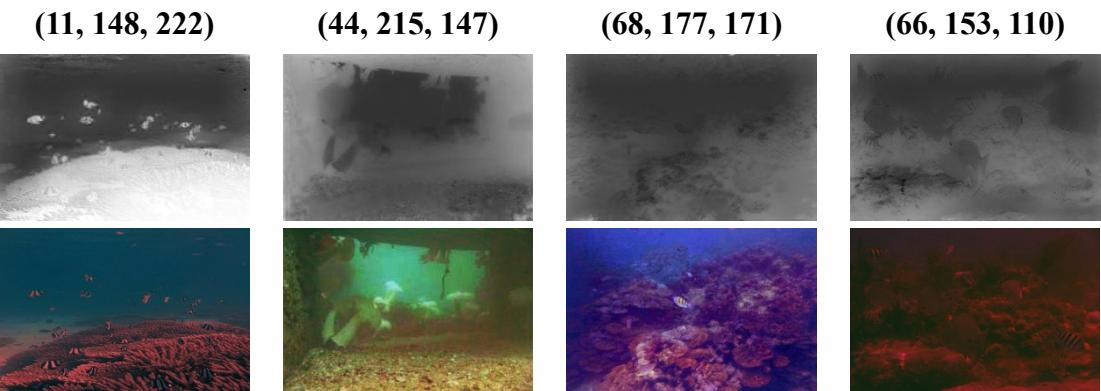


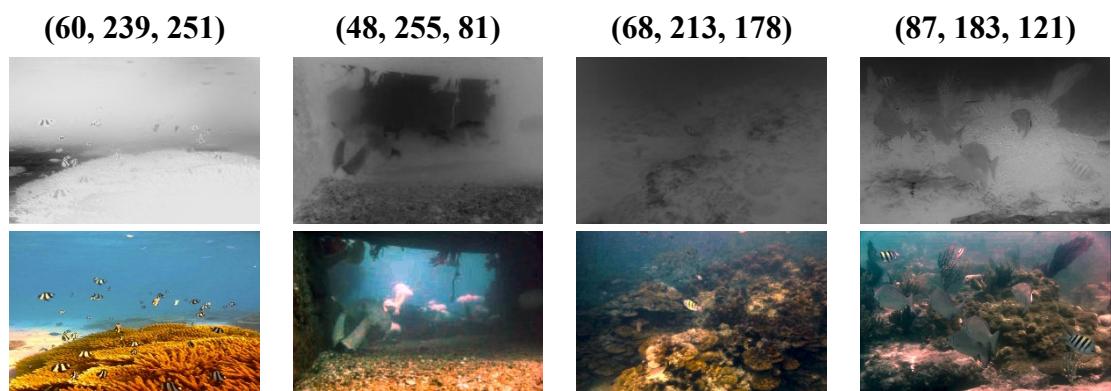
图 6-5 比较基于 IFM 的图像复原方法估计的 BLs、TMs、复原图像和 HE 的增强图像
Fig. 6-5 Comparisons on BLs, TMs, restored images and their enhanced images with HE based on IFM-based image restoration methods

图 6-6 中展示了基于 IFM 的图像增强方法在复原图 6-4(a)时所估计的 BLs、TMs 和增强图像，图 6-6(a-c)分别表示 GBD+RCC、Ours2 和 Ours3 估计的 BLs、TMs 和增强结果。在图 6-6(a)中，基于 IFM 的 GB 通道去雾方法成功地复原 GB 通道，但是红色通道颜色纠正剥离 R 通道与 GB 通道的关联，使得图像中红色分量过度饱和，造成图像偏红、色彩失真。在图 6-6(b)中，Ours2 的 NUDCP 是一种符合水下图像的暗通道先验性，容易过大地估计部分红色分量过低的水下图像的 TM，然而偏大的 TM 不会造成复原图像失真，因此增强后的图像呈现良好的视觉效果。为了提高 BL 估计的效率，BL 统计模型快速地估计正确的背景光、基于 ULAP 估

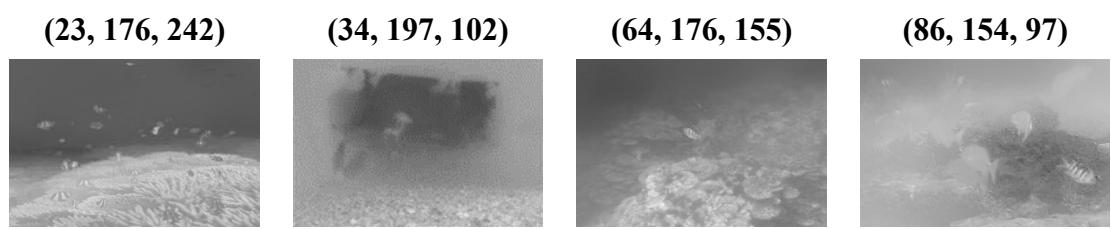
计的深度信息和调整的反向饱和地图弥补优化基于NUDCP的TM，在图6-6(c)中，BLs 和 TMs 是正确的，复原的水下图像可以获得真实的水下场景，然后使用颜色纠正提高复原图像的对比度和饱和度、保留大量的细节信息。



(o) 文献[71](GBD+RCC)



(p) Ours2



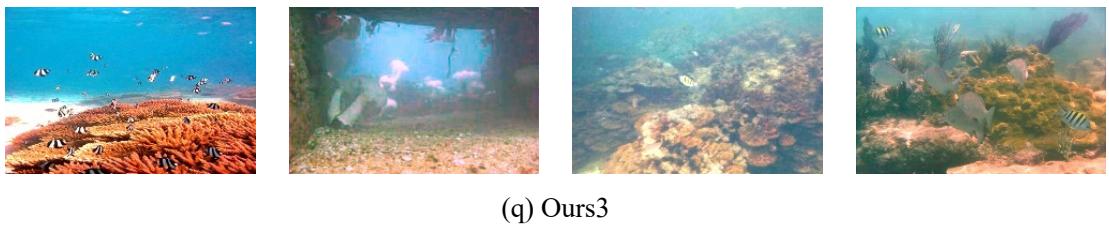


图 6-6 比较基于 IFM 的图像增强方法估计的 BLs、TMs 和增强图像

Fig. 6-6 Comparisons on BLs, TMs and enhanced images based on IFM-based image enhancement methods

6.4.2 客观性能分析

考虑到图像复原/增强的目标是提高图像的可视性、丰富图像的色彩与饱和度和揭示图像的细节信息，有助于计算机视觉的特征提取和分析，由于没有作为参考的水下图像，因此本节选择五种非参考图像质量指标来量化增强图像的有效信息熵、失真度与亮度、对比度和色彩三种分量的平衡度。这五个指标分别是信息熵（ENTROPY）、无参考图像空间质量评估（Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator, BRISQUE）^[86]、自然图像质量评价（Naturalness Image Quality Evaluator, NIQE）^[85]、水下图像质量评价（Underwater Image Quality Measures, UIQM）^[88]和水下彩色图像质量评价（Underwater Color Image Quality Evaluation, UCIQE）^[87]。

表 6-2 所示的是图 6-4、图 6-5 和图 6-6 中复原和增强图像的五种定量评估的平均值，加粗的数字表示对应评价指标中的最好结果。增强图像的熵值通常比复原图像的熵值要高，表明图像增强算法通过改善图像的视觉效果、提高图像的清晰度，有助于突出图像中某些感兴趣的信息，但是根据图 6-4(b-c)可知图像增强算法放大了无用信息，特别是噪声，虽然 RGHS 得到的熵值不是最大的，该方法在有针对性地提高图像的使用价值，抑制噪声的放大。因此本文将 HE 作为后处理提高复原图像的视觉效果，基于 UDCP 的复原方法得到的水下图像使用 HE 处理后的增强图像的熵值最大，然而，根据图 6-4(m)可以看出增强图像已经失真。相比于主流水下图像复原方法，本文提出的两种复原方法获得最高信息熵，而且本文针对性地提出两种颜色纠正方法提高复原图像的视觉效果、保存了图像中的有效细节信息。BRISQUE 和 NIQE 反映图像的失真度，值越大，图像的质量越差，由于两个模型使用户外图像作为训练集得出的评价标准，图 6-4(m)和图 6-4(o)出现严重的失真却得到最高的定量评价，因此，本文不做过多评价，但是本文提出的三种图像增强算法都获得较好的指标。由于 NOM+HE 方法使得增强结果过于偏红，造成 UIQM 水下图像质量评价中的色彩分量过大，最终导致该方法的 UIQM 异常突出。明显偏

红，使用 HE 增强 NOM 复原后的水下图像，进一步提高水下图像的对比度和饱和度，使得该方法得到最高的 UCIQE 值。因此，综合分析发现本文提出的增强方法得到最好的结果。

表 6-2 基于不同方法的复原和增强结果的定量分析

Table 6-2 Quantitative analysis of restored and Enhanced results based on different methods

比较的方法	IQA				
	ENTROPY	BRISQUE	NIQE	UIQM	UCIQE
图像增强	HE	7.8139	28.6079	3.9654	4.0399
	CLAHE	7.1132	27.3445	3.6338	2.0644
针对水下图像的图像增强	ICM	6.9117	33.1758	3.4253	2.2999
	UCM	7.2643	28.2424	3.6339	3.3228
	FB	7.5269	32.9730	3.9176	2.7567
	RD	7.7487	29.0286	3.7631	3.2654
	Ours1	7.4759	28.3178	3.5161	2.0116
基于 IFM 的水下图像复原	SIR	6.3973	33.5067	3.3175	0.1605
	IUID	6.5484	29.6948	3.3645	0.7895
	RIR	6.4863	27.5484	4.2616	2.5178
	NOM	7.3464	33.2872	4.3518	4.1640
	TEoUI	6.9915	23.7730	3.4819	2.8488
	IBLA	6.8470	31.4013	3.5331	1.4764
	SIR+HE	7.7340	33.0422	4.6264	4.4552
HE 作为后处理的图像增强	IUID+HE	7.8316	31.4304	4.1840	4.1028
	RIR+HE	7.7119	38.2949	6.5030	3.9106
	NOM+HE	7.8714	34.8473	5.1181	4.5721
	TEoUI+HE	7.8884	34.5977	4.4815	3.9854
	IBLA+HE	7.8575	34.6836	4.4494	3.7060
基于 IFM 的图像增强	GBD+RCC	5.9338	35.7988	3.2503	3.2503
	Ours2	7.2121	26.6700	3.5164	4.4164
	Ours3	6.9609	30.6286	3.6200	4.2465

6.5 本章小结

为了引导水下图像增强的研究方法，本章选择目前经典的图像增强方法、针对水下图像的图像增强方法、基于 IFM 的图像复原方法和增强方法，进行全面综合的比较分析。为了进一步揭开基于 IFM 图像复原方法提出的 BL 和 TM 估计方法的原理和有效性，本章系统性地总结 BL 和 TM 估计模型所使用的先验性和计算公式，然后分别通过主观性能分析和客观性能分析综合评价多个 BL 估计方法的估计精度、使用主观评价分析 TM 估计方法的性能，同时得出已有的先验知识对估计结果的影响、适用范围和局限性，以及 BL 估计结果对 TM 的影响。最后，本章从比较方法中挑选经典的水下图像增强方法进行综合比较，通过主观性能分析和客观性能分析得出图像增强方法虽然可以提高图像的视觉质量，但是容易放大水下图像中的噪声、甚至造成失真；图像复原方法虽然可以还原水下图像的真实场景，但是色彩偏暗，可以使用颜色纠正（直方图均衡化或白平衡）作为后处理提高复原图像的可视性。

第七章 总结与展望

7.1 总结

随着陆地资源的日益短缺，全球经济和国际关系的不断发展，海洋逐渐成为各国竞相追逐的中心。海洋中蕴藏着丰富的生物资源和能源，是维持人类可持续发展的重要组成部分之一。人们在研究水下世界时通常使用视频和图像来获取有价值的信息，水下图像处理是一个具有很大潜力的智能研究领域，可以帮助开发人员更好地探索水下环境。但是，水下光学成像模型比大气成像模型要复杂，水下图像在成像时受到水下环境的吸收、散射和折射，导致水下图像模糊、色偏和失真。针对目前水下图像增强和复原方法存在的不足，本文首先介绍水下图像的成像模型、详细地分析经典的水下图像增强/复原方法、全方位地引入图像质量评价体系，提出基于 IFM 的自适应直方图拉伸的水下图像增强方法、结合背景光融合和新水下暗通道先验的图像复原与色彩平衡的水下图像增强和基于背景光统计模型和透射率优化的水下图像增强，并在每个章节都将本文提出的方法与现有方法进行比较。最后，将本文提出的三种增强方法与图像增强算法、针对水下图像的图像增强算法、图像复原方法及其使用 HE 作为后处理的增强方法进行全面的系统性、综合性比较。目前，水下图像增强方法由于忽略 IFM，容易过度增强水下图像，引入大量噪点。基于 IFM 的图像复原方法使用已有的先验知识估计 BLs 和 TMs，由于复杂的水下环境造成各种先验性失效，导致复原效果不明显，为了处理以上问题，本文作出以下研究和贡献：

(1) 针对水下图像的成像特性在 RGB 颜色模型和 CIE-Lab 颜色模型分别提高水下图像的对比度、亮度和色度。由于水下图像的红色分量往往很低，本文首先基于 Gray-World 对蓝绿色通道进行预处理。光线在水中传播时受到的选择性衰减造成 R 通道和 GB 通道呈现不同的分布特性，盲目的全局直方图拉伸会放大噪声，引入伪影导致颜色失真。因此，本文结合瑞利分布特性和 IFM 分别设定原始图像的拉伸区间和期望拉伸区间，然后建立四种直方图拉伸模型提高水下图像的对比度。由于 CIE-Lab 颜色模型可以更好地描述图像的亮度和色彩的关系，最后，本文对亮度和色彩两个分量分别进行自适应变换，修正图像的亮度和颜色。

(2) 基于 IFM 的水下图像复原方法通过估计 BL 和 TM 反演复原图像。常见的 BL 估计方法基于先验知识选择图像的背景点，但是复杂的水下环境使得基于某

种先验知识的 BL 估计失败。因此，本文改进三种基于不同先验性的 BL 估计方法，然后从三个 BLs 中选择 R-G-B 通道中最大和最小值作为候选点，依据水下图像中 R-G-B 通道的强度越大对应的 BL 就越大，使用选择性融合策略得到 RGB 通道的 BL。通过改进 DCP 提出符合水下图像的 NUDCP，用其估计 R 通道的 TM，根据 R 通道和 G-B 通道的光学成像特性，分别估计 G-B 通道的 TMs，然后使用导向滤波器精细化 TMs。为了提高复原图像的亮度和色彩饱和度，参照上个章节将复图像从 RGB 颜色模型转换到 CIE-Lab 颜色模型，对亮度和色彩分量分别进行滑动拉伸和均值化调整。

(3) 提高 BL 估计和 TM 估计的精度和效率是基于 IFM 的图像复原的研究难题，增强水下图像增强的鲁棒性更是计算机视觉的研究热点，因此本文提出一种基于图像复原与颜色纠正相结合水下图像增强方法。首先，建立具有 500 幅水下图像的人工标注背景光 (MABLs) 数据库，确保该数据库的可靠性，然后统计分析得到 MABLs 与水下图像的直方图分布之间的关系后建立 GB 通道 BL 估计关于平均值和标准差的线性模型和 R 通道 BL 估计关于中位数的逻辑函数模型。基于 NUDCP 的 TM 估计方法仍然不能适用于存在人造光源的水下图像，为了优化 TM 估计，本文提出基于水下光线衰减 (ULAP) 的场景深度地图和调整的反向饱和地图 (ARSM) 补偿和优化 R 通道 TM，然后考虑 R 通道和 GB 通道之间的衰减特性，估计 G-B 通道的 TMs。为了改善复原图像的颜色和对比度，本文提出改进的白平衡作为后处理。

(4) 为了探究影响水下图像增强的因素，本文对 BL 和 TM 的有效性和颜色校正的重要性进行充分评估。首先，依据 MABLs 数据库作为参考值，通过主观性和客观性分析基于 DCP、MIP、UDCP、RCP、Fusion 等先验的 BL 估计方法、BL 统计模型估计的精度和效率，可以通过考虑水下图像的成像环境提高 BL 估计的鲁棒性。然后，本文从主观性能分析比较基于 DCP、MIP、UDCP、BP、RCP、Fusion、NUDCP、ULAP 等先验方法和 TM 优化模型的估计精度，同时，BL 的估计结果影响着 TM 的估计结果。由于水下图像成像过程非常复杂，基于某种先验知识仍然不能适用于多种类型的水下图像的 TM 估计。最后，本文通过主观性能分析和客观性能分析比较 HE、CLAHE、ICM、UCM、Fusion-based (FB)、Rayleigh-distribution (RD)、RGHS (Ours1)、SIR+HE、IUID+HE、RIR+HE、NOM+HE、TEoUI+HE、IBLA+HE、GBD+RCC、Ours2 和 Ours3 的增强结果。根据实验结果，基于 IFM 的图像复原依赖于 BLs 和 TMs 的正确性，虽然图像复原方法可以还原水下图像的真

实场景，颜色纠正作为后处理提高复原图像的对比度和色度，增强图像的可视性。

7.2 展望

在深海探测、海资源挖掘中视频是最有效、最普遍的方式，但是往往由于复杂的水下环境和成像原理，造成低质量、模糊的水下图像，因此水下图像增强/复原对于进一步认知海底世界起到关键作用。在该研究领域已经取得突破性的进展，但是至今还没有适用性非常强的算法可以增强不同环境、不同深度、不同场景的水下图像，水下图像增强方法的自适应性和鲁棒性仍需不断地提高。此外，传统的增强/复原算法的复杂度较高，在视频图像实时处理时可能会略显乏力，这也是急需解决的一方面。还有必要对水下图像增强进行更深入的研究：

(1) 提高水下图像增强方法的鲁棒性和降低其计算复杂度。期望的图像增强方法可以忽略水下场景的影响，针对不同种类的水下图像做出自适应增强。通过本文研究，可以发现现有的水下图像增方法不能适用于复杂环境下水下图像，因此在增强方法选择时融入评价机制挑选最有增强方法。水下导航/目标检测更要求方法具有实时性，但是基于 IFM 的图像复原方法需要耗费大量的时间计算较准确的光学参数，基于像素值变换的图像增强方法虽然可以快速地得到增强结果，但是往往容易造成图像失真。通过本文研究发现建立一种图像复原和图像增强相结合的图像增强方法可以实现图像快速有效增强。由于目前的水下图像增强方法大多针对单幅图像增强且运行效率过低，因此不能直接将现有方法移植到水下视频质量增强，在接下来的研究中需要关注水下视频质量增强的问题。

(2) 建立水下图像数据集和质量评价评测体系及水下图像增强的深度网络结构。目前为止，仍然还没有公开的水下图像数据集，包括一对模糊和清晰的水下图像数据集、水下图像背景光数据集和水下图像深度地图/透射率数据集。基于 IFM 的水下图像复原需要估计 BL 和 TM，目前研究者通过主观视觉比较分析不同方法估计出的 BL 和 TM 的准确性，没有一种基准的数据集很难验证估计方法的有效性。本文中罗列了多种图像质量评价体系，但是更多的是针对户外图像质量评价，目前针对水下图像的质量评价体系仍需进一步研究。近年来，人工智能领域随着硬件性能的升级也迎来了高速发展阶段，出现了很多利用神经网络增强图像的方法。在水下图像增强领域，我们也可以类似地使用深度学习的技术，比如利用生成式对抗网络(Generative Adversarial Networks, GAN)让机器自动学习如何调节白平衡，利用循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)修复水下图像噪点，增加细

节。基于深度学习的水下图像增强难点在于水下图像训练数据集的建立，这需要大量成对的水下图像和参考图像，之后建立网络时参数的调节也同样需要大量经验和研究。由于目前并没有一个公开的水下图像数据集作为深度学习方法，往往使用合成的数据集或者基于现有算法增强后的图像，但是水下图像成像复杂，人工合成的图像与实际水下图像存在较大偏差，限制了深度学习在水下图像实际应用领域的发展。

(3) 构建低层增强和高层检测与分类的紧密联系。水下图像增强方法不但需要改善图像的视觉效果，还需要提高目标检测与分类等高层特征分析的精度。模糊水下图像中的对象和场景环境相似加剧目标识别和检测的难度，提高水下图像的质量可以有效地缓解高层算法的压力。由于增强图像不断地喂给高层任务，值得说明的是，增强图像的目的不仅是像素级或感知级质量提高，还要应用于给定语义分析任务。因此，在未来研究中，我们可以建立高层任务作为评估的水下图像增强方法，并用于可见性退化的目标检测任务中。

(4) 研究深海图像增强方法。与浅海环境不同，进入海水中的自然（太阳）光在千米以上的深海中会被完全吸收，作为唯一的光照来源的人工光源对成像有很强的影响性，其强度和点投射的照明方式造成视域范围受限，光照强弱不均，将现有的水下图像增强/复原方法用于深海图像图像基本失效。因此，研究者们需要针对深海成像环境构建一种新的成像模型，分别解决深海图像存在严重的光衰减、光照不均、散射干扰和亮度低等问题，提高图像的真实感，降低光晕效应。

参考文献

- [1] McLellan B C. Sustainability Assessment of deep ocean resources[J]. *Procedia Environmental Sciences*, 2015, 28: 502–508.
- [2] Lu H, Li Y, Serikawa S. Computer vision for ocean observing[J]. *Artificial Intelligence and Computer Vision*, 2017: 1–16.
- [3] Kim K, Kim J, Kang S, et al. Object recognition for cell manufacturing system[C]//2012 9th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence (URAI). 2012: 512–514.
- [4] Lee D J, Redd S, Schoenber R, et al. An automated fish species classification and migration monitoring system[C]//The 29th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, 2003. IECON '03. 2003, 2: 1080-1085.
- [5] Chen C L P, Zhou J, Zhao W. A real-time vehicle navigation algorithm in sensor network environments[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2012, 13(4): 1657–1666.
- [6] Ludvigsen M, Sortland B, Johnsen G, et al. Applications of geo-referenced underwater photo mosaics in marine biology and archaeology[J]. 2007.
- [7] Schechner Y Y, Karpel N. Recovery of underwater visibility and structure by polarization analysis[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2005, 30(3):570-587.
- [8] Yan Z, Ma J, Tian J, et al. A Gravity Gradient Differential Ratio Method for Underwater Object Detection[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(4): 833-837.
- [9] Hou W, Gray D J, Weidemann A D, et al. Automated underwater image restoration and retrieval of related optical properties[C]// 2007 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008.
- [10] Singh G, Jaggi N, Vasamsetti S, et al. Underwater image/video enhancement using wavelet based color correction (WBCC) method[C]// Underwater Technology, 2015.
- [11] Oakley J P, Satherley B L. Improving image quality in poor visibility conditions using a physical model for contrast degradation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7(2): 167-179.
- [12] Galdran A. Image dehazing by artificial multiple-exposure image fusion[J]. *Signal Processing*, 2018, 149: 135–147.
- [13] Boom B J, He J, Palazzo S, et al. A research tool for long-term and continuous analysis of fish assemblage in coral-reefs using underwater camera footage[J]. *Ecological Informatics*, 2014, 23: 83-97.
- [14] Ouyang B, Dagleish F, Vuorenkoski A , et al. Visualization and Image Enhancement for Multistatic Underwater Laser Line Scan System Using Image-Based Rendering[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2013, 38(3): 566-580.
- [15] Schechner Y Y, Averbuch Y. Regularized Image Recovery in Scattering Media[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2007, 29(9):1655-

- 1660.
- [16] Schettini R, Corchs S. Underwater Image Processing: State of the Art of Restoration and Image Enhancement Methods[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2010, 2010:1-15.
 - [17] Sahu P, Scholar M, Ece D O, et al. A Survey on Underwater Image Enhancement Techniques[J]. International Journal of Computer Applications, 2014, 87(13): 19-23.
 - [18] Han M, Lyu Z, Qiu T, et al. A Review on Intelligence Dehazing and Color Restoration for Underwater Images[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2018: 1-13.
 - [19] Sahu P, Scholar M, Ece D O, et al. A Survey on Underwater Image Enhancement Techniques[J]. International Journal of Computer Applications, 2014, 87(13): 19-23.
 - [20] Akila C, Varatharajan R. Color fidelity and visibility enhancement of underwater image de-hazing by enhanced fuzzy intensification operator[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 77(4): 1-14.
 - [21] Li Y, Lu H, Li K C, et al. Non-uniform de-Scattering and de-Blurring of Underwater Images[J]. Mobile Networks and Applications, 2017.
 - [22] Jung S W. Enhancement of Image and Depth Map Using Adaptive Joint Trilateral Filter[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2013, 23(2): 258-269.
 - [23] Wang S, Zheng J, Hu H M, et al. Naturalness Preserved Enhancement Algorithm for Non-Uniform Illumination Images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(9): 3538-3548.
 - [24] Gu K, Zhai G, Yang X, et al. Automatic Contrast Enhancement Technology with Saliency Preservation[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2015, 25(9): 1480-1494.
 - [25] Xu Y, Wen J, Fei L, et al. Review of Video and Image Defogging Algorithms and Related Studies on Image Restoration and Enhancement[J]. IEEE Access, 2017, 4: 165-188.
 - [26] Hummel R. Image enhancement by histogram transformation[J]. Computer Graphics and Image Processing, 1977, 6(2): 184-195.
 - [27] Zuiderveld K. Contrast limited adaptive histogram equalization[M]//HECKBERT P S. San Diego, CA, USA: Academic Press Professional, Inc., 1994: 474-485.
 - [28] Deng G. A Generalized Unsharp Masking Algorithm[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(5): 1249-1261.
 - [29] Liu Y C, Chan W H, Chen Y Q. Automatic white balance for digital still camera[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 1995, 41(3): 460-466.
 - [30] Weijer J V D, Gevers T, Gijsenij A. Edge-Based Color Constancy[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(9): 2207-2214.
 - [31] Jian S, Wen W. Study on Underwater Image Denoising Algorithm Based on Wavelet Transform[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2017, 806:012006.
 - [32] Vasamsetti S, Mittal N, Neelapu B C, et al. Wavelet based perspective on variational

- enhancement technique for underwater imagery[J]. Ocean Engineering, 2017, 141(Supplement C): 88–100.
- [33] Sargun, Shashi B. R. A Review of Medical Image Enhancement Techniques for Image Processing[J]. International Journal of Current Engineering and Technology, 2015, 5(2): 1282-1286.
- [34] Bhairannawar S S. Efficient Medical Image Enhancement Technique Using Transform HSV Space and Adaptive Histogram Equalization[J]. Soft Computing Based Medical Image Analysis, 2018: 51-60.
- [35] Du Y, Guindon B, Cihlar J. Haze detection and removal in high resolution satellite image with wavelet analysis[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(1): 210-217.
- [36] Chambah M, Semani D, Renouf A, et al. Underwater Color Constancy: Enhancement of Automatic Live Fish Recognition[J]. Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, 2004, 5293: 157-168.
- [37] Torres-Méndez L A, Dudek G, David H, et al. Color Correction of Underwater Images for Aquatic Robot Inspection[C]// International Workshop on Energy Minimization Methods in Computer Vision and Pattern Recognition. Springer, Berlin, Heidelberg, 2005: 60–73.
- [38] Iqbal K, Abdul-Salam R, Osman M A, et al. Underwater Image Enhancement Using An Integrated Colour Model[J]. IAE NG International Journal Of Computer Science, 2007, 32(2): 239–244.
- [39] Iqbal K, Odetayo M, James A, et al. Enhancing the low quality images using Unsupervised Colour Correction Method[C]//2010 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. 2010: 1703–1709.
- [40] Ancuti C, Ancuti C O, Haber T, et al. Enhancing Underwater Images and Videos by Fusion[C]// 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2012: 81–88.
- [41] Hitam M S, Yussof W N J H W, Awalludin E A, et al. Mixture contrast limited adaptive histogram equalization for underwater image enhancement[C]// Computer Applications Technology (ICCAT), 2013: 1–5.
- [42] Fu X, Zhuang P, Huang Y, et al. A retinex-based enhancing approach for single underwater image[C]// IEEE International Conference on Image Processing. (ICIP). 2014: 4572–4576.
- [43] Ghani A S A, Isa N A M. Underwater image quality enhancement through composition of dual-intensity images and Rayleigh-stretching[J]. SpringerPlus, 2014, 3(1): 757.
- [44] Ghani A S A, Isa N A M. Underwater image quality enhancement through integrated color model with Rayleigh distribution[J]. Applied Soft Computing, 2014, 27: 219–230.
- [45] Li C Y, Guo J C. Underwater image enhancement by dehazing and color correction[J]. Journal of Electronic Imaging, 2015, 24(3): 033023.

- [46] Singh R, Biswas M. Adaptive histogram equalization based fusion technique for hazy underwater image enhancement[C]// 2016 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research (ICCIC). IEEE, 2016: 1–5.
- [47] Ghani A A S, Isa N A M. Automatic system for improving underwater image contrast and color through recursive adaptive histogram modification[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 141: 181-195.
- [48] Ancuti C O, Ancuti C, Vleeschouwer C D, et al. Color Balance and Fusion for Underwater Image Enhancement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, PP(99): 1-1.
- [49] Qin H, Li X, Yang Z, et al. When underwater imagery analysis meets deep learning: A solution at the age of big visual data[C]//IEEE, 2015: 1–5.
- [50] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks[C]// NIPS. Curran Associates Inc. 2012.
- [51] Hinton G, Deng L, Yu D, et al. Deep Neural Networks for Acoustic Modeling in Speech Recognition: The Shared Views of Four Research Groups[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2012, 29(6): 82-97.
- [52] Perez J, Attanasio A C, Nechyporenko N, et al. A Deep Learning Approach for Underwater Image Enhancement[C]// International Work-conference on the Interplay Between Natural and Artificial Computation. Springer, Cham, 2017, 10338: 183–192.
- [53] Liu X, Zhong G, Liu C, et al. Underwater image colour constancy based on DSNMF[J]. IET Image Processing, 2017, 11(1): 38–43.
- [54] Wang Y, Zhang J, Cao Y, et al. A deep CNN method for underwater image enhancement[C]//2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Beijing: IEEE, 2017: 1382–1386.
- [55] Anwar S, Li C, Porikli F. Deep Underwater Image Enhancement[J]. arXiv:1807.03528 [cs], 2018.
- [56] Trucco E, Olmos-Antillon A T. Self-Tuning Underwater Image Restoration[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2006, 31(2): 511-519.
- [57] Mcglamery B L. A Computer Model for Underwater Camera Systems. [C]//International Society for Optics and Photonics, 1980, 0208: 221–232.
- [58] Jaffe J S. Computer modeling and the design of optimal underwater imaging systems[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 1990, 15(2): 101–111.
- [59] He K M, Sun J, Tang X O. Single image haze removal using dark channel prior[C]//2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2009: 1956–1963.
- [60] He K M, Sun J, Tang X O. Single Image Haze Removal Using Dark Channel Prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341–2353.
- [61] Liu C, Wang M. Removal of water scattering[C]//2010 2nd International Conference on Computer Engineering and Technology. 2010, 2: V2-35-V2-39.

- [62] Carlevaris-Bianco N, Mohan A, Eustice R M. Initial Results in Underwater Single Image Dehazing[C]// OCEANS 2010. IEEE, 2010: 1–8.
- [63] Yang H Y, Chen P Y, Huang C C, et al. Low Complexity Underwater Image Enhancement Based on Dark Channel Prior[C]// Second International Conference on Innovations in Bio-inspired Computing and Applications, 2011: 17–20.
- [64] Chiang J Y, Chen Y C. Underwater Image Enhancement by Wavelength Compensation and Dehazing[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(4): 1756–1769.
- [65] Drews P L J, Nascimento E, Moraes F, et al. Transmission Estimation in Underwater Single Images[C]// International Conference on Computer Vision - Workshop on Underwater Vision. IEEE, 2013: 825–830.
- [66] Drews P L J , Nascimento E R , Botelho S S C , et al. Underwater Depth Estimation and Image Restoration Based on Single Images[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2016, 36(2): 24-35.
- [67] Wen H, Tian Y, Huang T, et al. Single underwater image enhancement with a new optical model[C]// 2013 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS2013). IEEE, 2013: 753–756.
- [68] Serikawa S, Lu H. Underwater image dehazing using joint trilateral filter[J]. Computers and Electrical Engineering, 2014, 40(1): 41–50.
- [69] Galdran A, Pardo D, Picón A, et al. Automatic Red-Channel underwater image restoration[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2015, 26: 132-145.
- [70] Zhao X, Jin T, Qu S. Deriving inherent optical properties from background color and underwater image enhancement[J]. Ocean Engineering, 2015, 94: 163-172.
- [71] Li C Y, Quo J, Pang Y, et al. Single underwater image restoration by blue-green channels dehazing and red channel correction[C]// IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2016: 1731–1735.
- [72] Li C Y, Guo J C, Cong R, et al. Underwater Image Enhancement by Dehazing with Minimum Information Loss and Histogram Distribution Prior[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(12): 5664–5677.
- [73] Peng Y T, Zhao X, Cosman P C. Single underwater image enhancement using depth estimation based on blurriness[C]//2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2015: 4952–4956.
- [74] Peng Y T, Cosman P C. Underwater Image Restoration Based on Image Blurriness and Light Absorption[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(4): 1579–1594.
- [75] Emberton S, Chittka L, Cavallaro A. Underwater image and video dehazing with pure haze region segmentation[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2018, 168: 145–156.
- [76] Ding X, Wang Y, Zhang J, et al. Underwater image dehaze using scene depth estimation with adaptive color correction[C]//OCEANS, Aberdeen, 2017: 1–5.

- [77] Cao K, Peng Y T, Cosman P C. Underwater Image Restoration using Deep Networks to Estimate Background Light and Scene Depth[J], 2018: 1-4.
- [78] Eigen D, Puhrsich, Fergus R. Depth Map Prediction from a Single Image using a Multi-Scale Deep Network[C]// Advances in neural information processing systems (NIPS), 2014: 2366-2374.
- [79] Narasimhan S G , Nayar S K , Sun B, et al. Structured Light in Scattering Media[C]// Proceedings of the Tenth IEEE International Conference on Computer Vision Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2005: 420–427.
- [80] Jaffe J S. Enhanced extended range underwater imaging via structured illumination[J]. Optics Express, 2010, 18(12): 12328–12340.
- [81] Narasimhan S G, Nayar S K. Vision and the Atmosphere[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 48(3): 233-254.
- [82] Aydin T O, Mantiuk R, Myszkowski K, et al. Dynamic Range Independent Image Quality Assessment[C]//ACM SIGGRAPH 2008, New York, NY, USA: ACM, 2008: 69:1-10.
- [83] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600–612.
- [84] Zhang L, Zhang L, Mou X, et al. FSIM: A Feature Similarity Index for Image Quality Assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(8): 2378–2386.
- [85] Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C. Making a Completely Blind Image Quality Analyzer[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(3): 209–212.
- [86] Mittal A, Moorthy A K, Bovik A C. No-Reference Image Quality Assessment in the Spatial Domain[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(12): 4695–4708.
- [87] Yang M, Sowmya A. An Underwater Color Image Quality Evaluation Metric[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 6062-6071.
- [88] Panetta K, Gao C, Agaian S. Human-Visual-System-Inspired Underwater Image Quality Measures[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2016, 41(3): 541–551.
- [89] Mantiuk R, Kim K J, Rempel A G, et al. HDR-VDP-2: A Calibrated Visual Metric for Visibility and Quality Predictions in All Luminance Conditions[C]//ACM SIGGRAPH 2011 Papers. New York, NY, USA: ACM, 2011: 40:1–14.
- [90] He K M, Sun J, Tang X O. Guided Image Filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397–1409.

附录 研究生期间取得的研究成果

一、发表的论文

1. Song W, Wang Y, Huang D M, Tjondronegoro D. A Rapid Scene Depth Estimation Model Based on Underwater Light Attenuation Prior for Underwater Image Restoration. Pacific-Rim Conference on Multimedia 2018, PCM2018: 678-688.
2. Huang D, Wang Y, Song W, Sequeira J, Mavromatis S. Shallow-Water Image Enhancement Using Relative Global Histogram Stretching Based on Adaptive Parameter Acquisition. MultiMedia Modeling 2018, MMM2018: 453-465.
3. 宋巍, 王龑, 黄冬梅, 贺琪, 王振华. 结合背景光融合及水下暗通道先验和色彩平衡的水下图像增强. 模式识别与人工智能, 2018, 31(9): 856-568.
4. 黄冬梅, 王龑, 宋巍, 王振华, 杜艳玲. 不同颜色模型下自适应直方图拉伸的水下图像增强. 中国图象图形学报, 2018, 23(5): 640-651.
5. 宋巍, 王龑, 黄冬梅, 贺琪, 王振华. 基于水下暗通道先验和颜色纠正的水下图像[C]. NCIG 2018.
6. Yan Wang, Wei Song, Antonio Liotta, Cristian Perra, Lizhe Qi, Wenqiang Zhang. A Comprehensive Review on Quality Improvement Algorithms of Underwater Images based on Image Enhancement and Color Restoration. IEEE Access, 2019 (Early Access).

二、在审的论文

1. Wei Song, Yan Wang, Dongmei Huang, Antonio Liotta, Cristian Perra. Enhancement of Underwater Images with Statistical Model of Background Light and Optimization of Transmission Map. IEEE Transactions on Broadcasting. (Minor Revision)

三、实审专利

1. 一种基于相对全局直方图拉伸的浅海水下图像增强方法, 中国专利号: 201710272512.7
2. 一种基于不同颜色空间自适应直方图拉伸的水下图像增强方法, 中国专利号: 201710739280.1

3. 一种基于最优复原参数的水下图像增强方法，中国专利号：201810039369.1
4. 基于背景光统计模型和透射率优化的多种水下图像增强方法，中国专利号：
201810400875.9
5. 基于水下光线衰减先验性的水下场景深度地图估计方法，中国专利号：
201810579628.X

四、 软件著作权

1. 东海区观测数据传输业务系统，软著登字第 2017SR290368 号
2. 三维立体观测监测系统，软著登字第 2017SR314711 号
3. 水下图像增强算法集成 Web 端系统，软著登字第 2017SR290379 号

五、 获奖情况

1. 2019 年 6 月，获得上海海洋大学校友联络大使
2. 2019 年 3 月，获得上海市优秀毕业生
3. 2019 年 1 月，获得上海海洋大学水生奖学金
4. 2018 年 12 月，获得上海海洋大学信息学院榜样之星-全面发展
5. 2018 年 11 月，获得全国研究生数学建模大赛二等奖
6. 2018 年 10 月，获得全国研究生国家奖学金
7. 2018 年 9 月，获得上海海洋大学一等学业奖学金
8. 2018 年 5 月，获得全国研究生英语大赛三等奖
9. 2018 年 5 月，获得上海海洋大学第二十届论文汇报校一等奖
10. 2017 年 11 月，获得全国研究生数学建模大赛三等奖
11. 2017 年 9 月，获得上海海洋大学一等学业奖学金
12. 2016 年—2019 年，获得多次三好学生、优秀团员、优秀班干荣誉称号
13. 2016 年—2019 年，作为 IEEE Transaction on Image Processing、IEEE Access 等
国际期刊同行评审

六、 参与的科研项目

1. 2018 年 1 月—2019 年 5 月，参与了国家自然科学基金(61702323)项目

致 谢

回首在上海海洋大学的三年研究生生涯，让我感慨颇多。三年的时间让我从懵懂的本科生变成敢于担当、有梦想、有志向的研究生。时光飞逝，记忆早已模糊，没有改变的是那颗求真、向上的心，忘不了所有帮助过我的老师们、同学们、朋友们和亲人们。以下简单的致谢不能完全表达我全部的感谢，只愿自己能够一直带着感恩的心坦然面对未来。

首先，我要感谢导师黄冬梅老师和魏泉苗老师，非常感谢我的导师黄冬梅教授。黄老师不但忙着参与学院的行政管理、科研规划和教学工作，还要参与数字海洋实验室的各项工作，黄老师总是言传身受地给我们传递科研道路上的坚持和做人的道理。您不仅是我学术道路上的导师，更是我人生路上的精神导师，您严谨、求真、务实、踏实、诚恳的工作和生活态度时时刻刻地影响着我的一言一行。您一直强调作为一名研究生要学会“能说、能写、能做”，这六字让我在短期里学会了如何更好地完成一次科研汇报、学术报告、技术报告，如何更好地写出条理清晰的科学论文，如何更好地与他人相处，让我受益终身。在黄老师的帮助下，我非常幸运地跟随宋巍老师的步伐走向学术科研之路。宋老师一直待人真诚、谦虚随和、谈吐幽默、处事严谨，言传身受地感染着我、激励着我。在宋老师的指导和帮助下，我成功地迈进了计算机视觉和机器学习的研究领域，参与水下图像复原、增强等科研工作。我清晰地记得，在提交国际会议论文的前一周，您一直陪伴着我，给予我最大的帮助和支持，那些日子是我最难忘的奋斗史。正是两位导师的指导才使得我顺利完成硕士学业，并追求进一步的深造。学生铭记于心。

上海海洋大学数字海洋实验室的其他老师对我的成长有着无微不至的帮助。在此也要特别感谢王振华老师，您的执行力让我难以忘怀，感谢您对我无私的支持；感谢赵丹枫老师，您将宝贵的时间奉献给实验室日常工作中，为实验室创造良好的生活和学习氛围，您的关怀是我前进的动力；感谢杜艳玲老师，亦师亦友的您帮助我从一名懵懂无知的胆怯少年走向敢于担当的有志青年；感谢何盛琪老师，在项目研发中您总是不厌其烦地给我讲解项目编程的基础知识；感谢魏立斐老师带领着我们开展数学建模；非常感谢实验室的贺琪老师、王建老师、张明华老师和梅海彬老师，感谢你们对我在海大三年学习、生活上的关心。数字海洋实验室的各位老师不仅激发我对科研探索的兴趣，还引导我成为有抱负、有理想的经国济世之才。

还要特别感谢戴亮师兄、张倩师姐、郑霞师姐，给予我的指导和支持，祝愿所有毕业的师兄师姐在工作岗位上大展宏图、前途似锦。感谢同届的小伙伴的帮助，感谢三年同窗情的陈志鹏和吴国健，感谢 16 级研究生的小伙伴们李明慧、李瑶、张晓桐、史景聪、杨海鑫、梁素玲、徐基衡、张烨宜，祝愿你们在各自领域创造一番天地。同时，非常感谢查铖、周旭、魏新宇、蔡万源师弟们、刘诗梦、何婉雯师妹们在生活和学习上对我的信任，希望你们能更加优秀。感谢实验室所有师弟师妹们的付出，真心地希望数字海洋实验室越来越好。

感谢我的父亲王光辉先生、母亲李龙芹女士，你们会为我小小的成就而骄傲不已，然而你们却为我承受着常人难以忍受的压力。近二十年的求学对于你们来说是一生的付出，你们仍然义无反顾地支持我继续深造，你们的辛酸和委屈只能通过我不懈努力来报答。感谢我的亲人们，包括舅舅、姨娘们和姑姑，多年来是你们对我们全家的支持，更是对我的支持。感谢我的哥哥们和姐姐们，我们从小一起长大，虽然聚少离多，但是我们还保持着儿时的纯真友谊。

最后，非常感谢各位专家为本文提出宝贵的建议。